

**ESTOQUE DE SEGURANÇA EM
REFINARIAS DE PETRÓLEO:
ANÁLISE POR SIMULAÇÃO**

Osvaldo Sergio Menossi

Universidade Federal de Santa Catarina

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção**

**ESTOQUE DE SEGURANÇA EM
REFINARIAS DE PETRÓLEO:
ANÁLISE POR SIMULAÇÃO**

Osvaldo Sergio Menossi

Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Engenharia de Produção
da Universidade Federal de Santa Catarina
como requisito parcial para obtenção do
título de Mestre em Engenharia de Produção

Florianópolis

2002

ESTOQUE DE SEGURANÇA EM REFINARIAS DE PETRÓLEO: ANÁLISE POR SIMULAÇÃO

Esta dissertação foi julgada e aprovada para a obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção** no **Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção** da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 19 de novembro de 2002.

Prof. Edson Pacheco Paladini, Dr.

Coordenador do Curso

BANCA EXAMINADORA

Prof. João Carlos Souza, Dr.

Prof. Carlos Manuel Taboada Rodriguez, Dr.

Prof. Rutsnei Schmitz, Dr.

Ficha Catalográfica

M547 Menossi, Osvaldo Sérgio

Estoque de segurança em refinarias de petróleo : análise por simulação. / Osvaldo Sérgio Menossi – Florianópolis, SC : UFSC. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2002. 142 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.

Orientador : João Carlos Souza.

1. Método Monte Carlo 2. Controle de estoque 3. Simulação 4. Otimização

CDD 658.40352

DEDICATÓRIAS

Dedico este trabalho, de coração,

Aos meus valorosos pais,
pessoas de poucos estudos que, no entanto,
sempre tiveram a sabedoria lhes permitiu
reconhecer a importância da educação e ofertaram-na
abundantemente aos filhos, às custas de
incontáveis sacrifícios pessoais.

À minha querida esposa Sônia e aos meus amados
filhos Laís e Gustavo, pelo apoio e pela
compreensão nas muitas horas que
estive afastado da prazerosa convivência familiar
para me dedicar a este trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço às muitas pessoas que me incentivaram a cursar o mestrado, que me ajudaram com toda forma de apoio, dicas, idéias, sugestões e críticas.

Dedico especiais agradecimentos às seguintes pessoas:

José H. Pires, pelo auxílio na confecção dos desenhos que ilustram este trabalho.

Rosana A. Macedo, pelo auxílio com o *software Visio*.

Dirce Frasseto, pela valorosa ajuda com a pesquisa bibliográfica.

Aos gerentes da UN-REPLAN, pela escolha do meu nome para cursar o mestrado em Logística Empresarial – em particular ao engº Eribaldo C.

Fernandes – e também por terem eles acreditado nas propostas de redução de estoques presentes neste trabalho e as estarem implementando na prática da refinaria.

Aos colegas de trabalho Marcelo A. M. Viotto, Paulo F. A. Rangel e Luiz G. Medeiros, pelo incentivo.

Ao colega Henrique V. Silva, pela revisão do texto.

A todos os colegas do mestrado, pelo prazer da convivência nesses quase três anos dedicados ao mestrado.

Ao prof. Dr. João Carlos Souza, pela orientação.

Aos professores doutores da UFSC Carlos M. Taboada Rodriguez e Rutsnei Schmitz, pela participação na banca examinadora, com importantes críticas e sugestões para o aperfeiçoamento deste trabalho.

Aos demais professores do curso de mestrado, da própria UFSC ou externos, pelo ensino e pelos ensinamentos.

SUMÁRIO

1.	CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	1
1.1.	Introdução	1
1.2.	Histórico do dimensionamento de capacidade de armazenamento e de estoques na indústria do petróleo.....	3
1.3.	Objetivos e limitações de alcance do trabalho	4
1.4.	A estrutura deste trabalho	7
2.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	11
2.1.	Introdução	11
2.2.	Gerenciamento de estoques	11
2.2.1.	Considerações sobre o gerenciamento de estoques	11
2.2.2.	Revisão da bibliografia sobre gerenciamento de estoques.....	12
2.3.	Simulação	17
2.3.1.	Simulação – primeira abordagem	18
2.3.2.	Simulação – revisão da bibliografia.....	20
2.4.	Método de Monte Carlo.....	26
2.4.1.	Introdução ao método de Monte Carlo.....	26
2.4.2.	Considerações adicionais sobre o método de Monte Carlo.....	27
2.4.2.1.	Número de números aleatórios	27
2.4.2.2.	Monte Carlo e hipercubo latino	29
2.5.	Revisão bibliográfica sobre o método de Monte Carlo.....	29
3.	METODOLOGIA.....	37
3.1.	Introdução	37
3.2.	Formulação teórica	37
3.3.	O sistema utilizado neste trabalho	39
3.4.	Desenvolvimento do modelo matemático	41
3.5.	Dados utilizados nas simulações	45
3.5.1.	Tratamentos preliminares nos dados	47
3.5.1.1.	Dados de recebimento de petróleo	48
3.5.1.2.	Dados de processamento nas unidades de destilação	48
3.5.2.	Independência entre as séries de dados	48
3.6.	Dispersão dos dados	50
3.7.	Conclusões	51

4.	ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS.....	52
4.1.	Introdução	52
4.2.	Tratamento dos dados	52
4.2.1.	Análise dos dados via histograma.....	52
4.2.2.	Análise direta dos dados tratados	53
4.2.3.	Série de dados de processamento de petróleo na U-200	53
4.2.4.	Série de dados de processamento de petróleo na U-200A.....	57
4.2.5.	Série de dados de recebimentos de oleoduto (Osvat-30").....	61
4.2.6.	Série de dados de estoque bruto de fechamento	65
4.2.6.1.	Proposta: ajuste normal	67
4.2.6.2.	Proposta: ajuste linear (apenas o termo constante).....	69
4.2.6.3.	Conclusão sobre o melhor ajuste.....	70
4.2.7.	Série de dados de estoque operacional de fechamento	70
4.2.8.	Série de dados de qualidade do petróleo recebido.....	73
4.2.9.	Conclusões sobre as séries de dados	77
5.	APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO	78
5.1.	Introdução	78
5.2.	Análise do modelo matemático	78
5.3.	Descrição das etapas das simulações	79
5.3.1.	Fluxograma descritivo do processo de simulação	79
5.3.2.	Etapas do fluxograma – detalhes.....	81
5.4.	Realização das simulações.....	82
5.4.1.	Itens analisados nas simulações.....	82
5.4.2.	Simulação do caso-base: risco de falta de petróleo especificado sem redução no estoque operacional médio da refinaria	84
5.4.3.	Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 50 000 m ³	86
5.4.4.	Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 100 000 m ³	88
5.4.5.	Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 150 000 m ³	90
5.4.6.	Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em um valor intermediário entre 100 000 m ³ e 150 000 m ³	92
5.4.7.	Ganho com eliminação de lastro (retirada de tanques de operação).....	94
5.4.8.	Quantificação dos riscos decorrentes da deficiência de qualidade no petróleo recebido ...	95

5.5.	Conclusões	100
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	102
6.1.	Introdução	102
6.2.	Conclusões	102
6.3.	Recomendações	104
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	106
8.	ANEXO – BIBLIOGRAFIA	111
9.	ANEXO – GLOSSÁRIO	112
10.	ANEXO – DADOS UTILIZADOS.....	115
11.	APÊNDICE – O MÉTODO DE MONTE CARLO	122
11.1.	Introdução	122
11.2.	Histórico do método de Monte Carlo.....	122
11.3.	Tutorial do método de Monte Carlo: cálculo do valor de π	124
11.4.	Número de números aleatórios	127

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3-1: Diagrama esquemático simplificado da tancagem de petróleo da refinaria.....	42
Figura 4-1: Histograma de processamento na U-200	55
Figura 4-2: Gráfico de processamento na U-200.....	56
Figura 4-3: Histograma de processamento na U-200A.....	59
Figura 4-4: Gráfico de processamento na U-200A.....	60
Figura 4-5: Histograma de recebimento do oleoduto Osvat-30"	63
Figura 4-6: Gráfico de recebimento do oleoduto Osvat-30"	64
Figura 4-7: Histograma de estoque bruto de fechamento.....	67
Figura 4-8: Gráfico de ajuste gaussiano (normal).....	68
Figura 4-9: Gráfico de ajuste linear.....	69
Figura 4-10: Histograma de estoque operacional de fechamento	71
Figura 4-11: Gráfico de estoque operacional de fechamento	72
Figura 4-12: Gráfico do petróleo recebido desconforme ao longo de 2001	74
Figura 4-13: Histograma da qualidade do petróleo recebido	75
Figura 4-14: Ajuste de distribuição gama.....	76
Figura 5-1: Fluxograma das etapas da simulação	80
Figura 5-2: Comparação entre os riscos de falta de petróleo especificado para os casos de reduções de 50 000 m ³ e 130 000 m ³ no estoque operacional médio	99
Figura 11-1: Círculo inscrito em quadrado.....	124

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 3-1: Correlações entre as séries de dados	49
Tabela 4-1: Freqüência de processamento na U-200	54
Tabela 4-2: Freqüência de processamento na U-200A	58
Tabela 4-3: Freqüência de recebimento do oleoduto Osvat-30"	62
Tabela 4-4: Freqüência do estoque bruto de fechamento	66
Tabela 4-5: Freqüência do estoque operacional de fechamento	71
Tabela 4-6: Freqüência da qualidade do petróleo recebido	74
Tabela 5-1: Resumo das principais características estatísticas das variáveis do modelo matemático.....	79
Tabela 5-2: Equivalência entre volume em estoque e dias.....	83
Tabela 5-3: Resultados da simulação para redução de estoque = zero	85
Tabela 5-4: Resultados da simulação para redução de estoque = 50 000 m ³	87
Tabela 5-5: Resultados da simulação para redução de estoque = 100 000 m ³	89
Tabela 5-6: Resultados da simulação para redução de estoque = 150 000 m ³	91
Tabela 5-7: Resultados das simulações para redução de estoque = 130 000 m ³	93
Tabela 5-8: Capacidades operacionais e lastros dos tanques de petróleo da REPLAN	94
Tabela 5-9: Risco adicional decorrente da deficiência de qualidade do petróleo recebido	96
Tabela 5-10: Comparação entre os riscos de falta de petróleo especificado para reduções de 50 000 m ³ e 130 000 m ³ no estoque operacional médio	98
Tabela 10-1: Valores das médias e desvios padrões das variáveis	115
Tabela 10-2: Volume de petróleo recebido do Osvat-30"	116
Tabela 10-3: Estoque bruto de fechamento	117
Tabela 10-4: Volume de petróleo processado na U-200	118
Tabela 10-5: Volume de petróleo processado na U-200A	119
Tabela 10-6: Estoque operacional de fechamento	120
Tabela 10-7: Qualidade do Petróleo Recebido ao Longo do Ano de 2001	121
Tabela 11-1: Valores aproximados obtidos para π	126
Tabela 11-2: Comparação do efeito do número de números aleatórios	127

RESUMO

MENOSSEI, Osvaldo Sergio. **Estoque de segurança em refinarias de petróleo: análise por simulação**. Nov/2002. 136f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.

A tarefa de gerenciar os níveis de estoques de petróleo e derivados, finais ou intermediários, em uma refinaria demanda tomada de decisões sobre um conjunto diverso de parâmetros tais como a garantia da continuidade operacional das unidades de processo da refinaria, o valor e custos financeiros dos estoques imobilizados, volumes e vazões do petróleo recebidas *via* oleodutos e a qualidade extrínseca do óleo, entre outras. A análise em separado de cada um desses fatores nem sempre leva a resultados globais ótimos. Desta forma, torna-se imperativa a abordagem da questão de forma ampla e abrangente, sob a óptica da Logística Empresarial.

Este trabalho utilizou as técnicas de simulação para a determinação quantitativa dos riscos associados à redução de estoque de petróleo em uma das refinarias do sistema PETROBRAS.

O modelo matemático foi traduzido para a linguagem de um programa comercial de computador e as simulações empregaram o método de Monte Carlo e uma variante sua, o hipercubo latino.

As corridas foram realizadas para vários patamares de redução nos estoques e os riscos de desabastecimento de petróleo em condições de processamento imediato foram quantificados e analisados para cada caso. Desta forma, foi possível concluir qual o limite seguro que pode ser utilizado na redução no estoque de petróleo, ainda que a conceituação de “seguro” esteja sujeita a algum grau de subjetividade.

Dentre as principais conclusões obtidas destaca-se o fato de ter-se tornado evidente que a refinaria do estudo de caso operou no ano de 2001 com estoques de petróleo que podem ser qualificados como elevados, já que as simulações obtidas neste trabalho mostraram que, por exemplo, uma redução de 50 000 m³ em seu estoque operacional médio de petróleo implicaria em um risco de falta de carga equivalente a dois dias de processamento de apenas 0,5%.

As principais recomendações dizem respeito à ampliação do escopo do trabalho, criando simulações que levem em conta a segregação dos petróleos segundo suas características intrínsecas bem como a inclusão no modelo de otimização dos principais derivados produzidos por uma refinaria de combustíveis: gasolinas, óleos diesel e óleos combustíveis.

Palavras-chave: método de Monte Carlo, simulação, controle de estoques, otimização.

ABSTRACT

MENOSSE, Osvaldo Sergio. **Estoque de segurança em refinarias de petróleo: análise por simulação**. 2002. 136f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, Florianópolis.

Managing oil inventories in a petroleum refinery demands decision-making on a diverse set of parameters such as the guarantee of operational continuity of refinery process units, the value and financial costs of fixed product slates, inventory volumes, flow rates of oil received by pipelines and its extrinsic quality, etc. Analyzing each one of these factors separately does not always produce optimal global results. Thus, the framing of the question in a systematic way becomes imperative, under the view of the Enterprise Logistics.

This work employed techniques of computer simulation for the quantitative determination of the probable risks associated with the reduction of crude oil inventories in one of PETROBRAS refineries, REPLAN.

The mathematical model was translated into the language of a commercial computer program and the simulations used both the Monte Carlo method and its variant known as Latin hypercube. Simulation runs were performed for scenarios of reducing crude oil inventories and the probabilities of no crude oil feed availability were analyzed and quantified for each case. In this way, it was possible to find the “safe” limits that could be practiced in crude oil inventory reduction – “safe” being a subjective concept.

Among the main conclusions, deserving special attention is the fact that refinery in question operated during the year of 2001 with “comfortable” crude oil inventories. For example, a reduction of about 315 000 barrels in the average petroleum inventory increased the risk of crude oil unavailability for two days processing on the crude distillation units by only 0.5%.

The author’s main recommendations are to enlarge the scope of the study in order to aggregate crude oil types regarding the aspects of their intrinsic qualities and to include major final products typically found in a refinery: various grades of gasoline, diesel oil and fuel oil.

Key-words: Monte Carlo method, simulation, inventory management, optimization.

SIMBOLOGIA EMPREGADA NAS EQUAÇÕES

s_c	Desvio padrão combinado das variabilidades no suprimento e na demanda (equação da convolução)
s_x	Desvio padrão da série de dados X
s_y	Desvio padrão da série de dados Y
a, b, c	Constantes da equação de distribuição normal de Gauss
A_c	Área do círculo
A_Q	Área do quadrado
$Cov(X, Y)$	Co-variância entre as séries de dados X e Y
C_{U_1}	Volume consumido em processamento na unidade de destilação número 1 (U-200)
C_{U_2}	Volume consumido em processamento na unidade de destilação número 2 (U-200A)
D	Demanda de um produto (equação da convolução)
D_Q	Volume de petróleo com deficiência de qualidade, portanto indisponível para processamento imediato nas unidades de destilação.
E_{BR}	Volume do estoque bruto de petróleo
E_{OK}	Volume do estoque operacional de petróleo em condições de processamento imediato
E_{OP}	Volume do estoque operacional total
E_T	Volume do estoque total do tanque
$F(V_R)$	Função que define a fração do óleo recebido fora das condições de processamento imediato, necessitando de tratamento.
f	Equação genérica
F	Índice que indica o estado de fechamento (final) do período
I	Índice que indica o estado de abertura (início) do período
r	Coefficiente de correlação do ajuste proposto
r_{XY}	Coefficiente de correlação entre as séries de dados X e Y
R	Raio do círculo
S	Erro padrão do ajuste
S_s	Desvio padrão da demanda na equação da convolução
S_i	Desvio padrão do tempo de suprimento na equação da convolução
T	Tempo médio de ressuprimento (equação da convolução)
V_L	Volume imobilizado em lastro
V_R	Volume recebido
x_j	j-ésima variável independente em uma equação ou função
y	Variável dependente em uma equação ou função

1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

1.1. Introdução

Um dos maiores esforços das pessoas que estão envolvidas com a Logística, trabalhando ou desenvolvendo pesquisas na área, está relacionado à incessante busca pela redução de estoques.

Técnicas já consagradas como o *postponement*, o gerenciamento de estoques pelos métodos de *push* e *pull*, curva ABC, as filosofias do *just-in-time* ou do *Kanban*, o *Material Requirement Planning* (MRP) e tantas outras mais, fartamente abordadas em livros, artigos, cursos, etc., visam prioritariamente à redução de estoques em algum ponto específico ou mesmo ao longo de toda a cadeia de suprimento (Francisco, 1991).

De fato, é sabido que a manutenção de estoque implica em manter, na forma de estoque físico, uma quantidade de dinheiro que, na pior das hipóteses, poderia estar sendo utilizado no custeio das operações da companhia ou até mesmo nos investimentos tecnológicos que ela deve fazer para que possa manter-se competitiva em seu segmento de mercado.

Em se tratando da indústria do petróleo e seus derivados o quadro tende a se agravar uma vez que o porte dos estoques costuma ser bastante elevado e também elevados são os valores agregados dos insumos ou produtos característicos desta indústria. O preço do petróleo Brent datado, por exemplo, oscilou em torno de US\$ 20 por barril ao longo do ano de 2001. Estoques da ordem de 350 000 m³ desse óleo cru, que são volumes relativamente comuns em refinarias de grande porte, pode significar um valor imobilizado de aproximadamente US\$ 44 milhões!

Naturalmente não é possível presumir que seja possível reduzir a zero estoques médios da ordem de 350 000 m³. Uma redução de 50 000 m³ já significaria algo como US\$ 6,3 milhões. Nem tampouco é fisicamente possível reduzir o estoque de petróleo imobilizado em oleodutos, por óbvias questões relacionadas à operação desses. O duto que transfere petróleo do TEBAR à

REPLAN tem um estoque fixo de 130 000 m³ indisponível para processamento^[1].

O custo financeiro do dinheiro que esteja na forma de estoques é geralmente elevado – salvo algumas raríssimas situações em que possa ser encontrado disponível em condições extremamente vantajosas. Mesmo assim, a disponibilidade desses recursos é, via de regra, para efetivo emprego em investimentos específicos, como melhoria da qualidade intrínseca dos produtos, e não para custeio de operações de manutenção de estoque.

Por outro lado, o nível de serviço que se deseja oferecer ao cliente é um dos contrapontos pró-manutenção de estoques. Ballou (1993) cita as seguintes razões para a manutenção de estoques:

- Melhorar o nível de serviço oferecido – pode ser a diferença entre continuar ou não no mercado;
- Incentivar economias na produção – ganhos com a escala de produção;
- Permitir economias de escala nas compras e no transporte – ganhos com a escala da compra e do frete;
- Proteção contra alterações nos preços – podendo significar ganho ou perda, a depender do comportamento do preço;
- Proteção contra oscilações na demanda ou no tempo de ressuprimento;
- Proteção contra contingências.

Ainda segundo Ballou, estabelecer o nível de estoque é apenas uma parte do problema global do planejamento logístico. O objetivo mais amplo passa por balancear de forma adequada os estoques de forma a minimizar o custo total, cujos componentes são os custos de manutenção de estoques, o custo relacionado à falta de estoques e os custos de aquisição.

¹ Os oleodutos que transferem petróleo do terminal de São Sebastião para a REPLAN têm volume imobilizado total de aproximadamente 130 000 m³ em seus 223 km de extensão. Como os oleodutos operam de forma contínua, a todo o momento há 130 000 m³ de petróleo estocados em seu interior.

1.2. Histórico do dimensionamento de capacidade de armazenamento e de estoques na indústria do petróleo

O cálculo do volume de óleo cru a ser mantido estocado em uma refinaria de petróleo tem sido, historicamente, feito de forma empírica e geralmente simplificada, utilizando regras baseadas no suposto bom senso, na experiência da empresa encarregada do projeto conceitual do parque de tanques ou até mesmo em capacidades aproximadamente iguais às de instalações similares.

Na maior parte dessas metodologias, via de regra, prevalece o conceito já superado da “abundância” e os fatores de segurança dos cálculos, freqüentemente superdimensionados e aplicados em cascata, acabam por significar estoques grandes e não otimizados.

Essas regras práticas, provavelmente nascidas durante a década de 1940 – ou até mesmo antes, conforme o caso – sempre foram utilizadas para cálculo da capacidade de armazenagem de petróleo em refinarias, terminais e estações intermediárias. Eram números padronizados na indústria, mais relacionados à conformação física do sistema de abastecimento de petróleo em questão do que às questões logísticas. Um exemplo: o parque de tanques de petróleo da REPLAN, conforme o projeto original, previu 20 tanques de 40 000 m³ de capacidade operacional cada, totalizando 800 000 m³ de capacidade operacional, ou seja, 40 dias de operação ao consumo de projeto de 20 000 m³/d^[2].

Essa era, naqueles dias, a diretriz mestra que norteava o projeto de parque de tanques: um elevado número de “dias de operação” a ser garantido para a refinaria em caso de cessação total do suprimento de petróleo. Até hoje o conceito de estoque expresso como número de dias de operação ou em dias de garantia de abastecimento – para o caso de derivados de petróleo – é bastante arraigado.

Fatores adversos, que hoje são considerados de grande impacto na definição da capacidade de armazenamento de uma refinaria, como o fato de a refinaria estar ou não diretamente ligada à região de produção através de dutos

² O projeto original da REPLAN previa apenas uma unidade de destilação atmosférica, a U-200. A partir de 1978 a refinaria passou a contar com uma segunda unidade de destilação atmosférica, de capacidade igual à da U-200, denominada U-200A.

cativos, a distância da refinaria ao terminal associado, o volume do estoque imobilizado no interior dos dutos, séries históricas com as condições meteorológicas da região onde esse terminal está instalado, frequência de impedimento de descarregamento de navios, frequência e custo de sobre-estadias de navios nos terminais, etc., ou seja, toda sorte de questões logística, é refinamentos pouco comumente encontrados nos cálculos das capacidades de armazenamento de petróleo ou derivados em refinarias construídas até o início da década de 1970.

É provável que todas as refinarias da Petrobrás tenham tido suas capacidades de armazenagem de petróleo dimensionadas segundo esses critérios “prontos”, mesmo no caso da REVAP, última refinaria da empresa a ser construída, tendo iniciado as suas operações em março de 1980.

Com o advento das duas crises do petróleo na década de 1970 (em 1972 e 1974), que tiveram como principal efeito a elevação dos preços do petróleo de referência^[3] de patamares da ordem de US\$ 2/barril para US\$ 15/barril (em valores históricos da época), armazenar petróleo passou a significar a ainda maior imobilização de grandes somas de dinheiro na forma de estoque.

Em alguns casos, entretanto, o aspecto estratégia é preponderante em relação ao custo financeiro e foram construídas tancagens para petróleo em vários pontos do mundo. A estação intermediária de Guararema, no Estado de São Paulo, com seus 12 tanques de grande capacidade, originalmente todos concebidos para o armazenamento de petróleo, teve seu projeto conceitual concebido no início da década de 1970 e sua construção já durante a mesma década, a despeito das crises do petróleo...

1.3. Objetivos e limitações de alcance do trabalho

Este trabalho visa a determinar o estoque operacional de segurança a ser mantido em uma refinaria, bem como quantificar o risco associado às

³ Petróleos de referência são aqueles normalmente utilizados para cálculo do valor de outros petróleos. Os petróleos de referência mundialmente consagrados são o *Brent* datado (o valor estipulado para o petróleo *Brent* em data futura) da região do Mar do Norte, o *West Texas Intermediate (WTI)*, da região do Golfo do México e o *Dubai*, da região do Golfo Pérsico.

oscilações no montante desse estoque, pelo emprego de simulação pelo método de Monte Carlo.

O aspecto “segurança” abordado nesta dissertação deve ser interpretado do ponto de vista de continuidade operacional das unidades de destilação atmosférica^[4] da refinaria, mas não foca os aspectos políticos – a legislação brasileira em vigor prevê necessidade de manutenção de estoques de alguns derivados combustíveis para “atendimento das necessidades inadiáveis da população” – nem tampouco segurança contra quaisquer tipos de sinistros.

Por ser este trabalho uma dissertação de mestrado não foi possível, em virtude de limitações de tempo e recursos, estender o trabalho de análise dos riscos associados à redução de estoques para outros produtos além do petróleo: óleo diesel, gasolina e óleos combustíveis, três grupamentos de derivados de grandes volumes em quase todas as refinarias do sistema Petrobrás, acabaram por não ser analisados.

Não obstante esta limitação significativa, este trabalho apresenta a oportunidade de se refletir sobre os níveis de estoques de petróleo sendo praticados na indústria do petróleo – questão de extremada relevância da Logística Empresarial. Assim, este trabalho sugere uma metodologia de análise e controle que poderia ser implementada em diversos setores de empresas de petróleo ou até mesmo em outros segmentos.

Finalmente, a análise dos estoques de petróleo não impôs distinções aos diferentes tipos de crus, tratando-os todos de uma forma única. As diferenciações entre os tipos de óleos (petróleos BTE ou ATE comuns, condensados, petróleos para produção de *raf cracking* ou crus para produção de asfaltos, dentre outros) poderiam tornar a análise mais farta e rica, indicando eventuais riscos mais acentuados de falta de determinados tipos de óleos.

⁴ Unidade de destilação atmosférica é aquela que primeiro processa o petróleo fracionando-o em derivados intermediários que, via de regra, são destinados às outras unidades de processamento a fim de permitir a produção, por mistura, dos derivados acabados. O processo de destilação consiste em aquecer o petróleo e separá-lo em suas frações no interior de torres, segundo suas faixas de temperaturas de ebulição. O adjetivo “atmosférica” se refere ao fato de essas torres de destilação operarem com pressões próximas à pressão atmosférica.

Quanto aos dados empregados na análise, foram levadas em conta as séries de dados de histórico recente: foram os volumes efetivamente recebidos, processados e armazenados no transcorrer do ano de 2001.

Apesar de relativamente simples o equacionamento matemático do balanço material na envoltória dos tanques de petróleo da refinaria em estudo, a solução do problema da determinação de estoques mínimos poderia resultar em modelo matemático bastante complexo, caso se procurasse por uma solução determinística para o problema. Propôs-se neste trabalho, ao contrário, uma solução estocástica, através do emprego de simulação pelo consagrado método de Monte Carlo, que foi uma ferramenta de análise de grande valia, pois permitiu a simplificação e fracionamento do problema em partes menores, facilitando sobremaneira a sua resolução.

O escopo deste trabalho tem por objetivo estudar e procurar determinar, através do processo de simulação, qual o estoque mínimo operacional de petróleo que devia ser mantido em refinarias de petróleo – como também quantificar os riscos associados a uma possível política de “baixos estoques”. Entretanto, com adaptações específicas espera-se que a técnica ofereça condições de servir para quaisquer outras refinarias ou terminais, não só para análises relacionadas aos estoques de petróleo como também aos estoques de derivados, intermediários ou acabados.

Por fim, um outro aspecto importante a salientar é que esta mesma técnica poderia ter sido empregada não apenas como ferramenta para estudos de determinação de riscos associados à redução de estoques. Quando se trata da fase de projeto conceitual, poderia ser utilizada no dimensionamento da capacidade de estocagem de refinarias, terminais ou estações de armazenamento, elevando o alcance dos ganhos, uma vez que os investimentos em parques de tanques, esferas de armazenamento de gases liquefeitos, vasos e cavernas subterrâneas seriam expressivamente menores quando comparados aos métodos convencionais.

Neste trabalho, fez-se feita uma aplicação específica desta técnica em uma das refinarias do sistema Petrobrás: a REPLAN – Refinaria de Paulínia.

1.4. A estrutura deste trabalho

Este trabalho – uma dissertação para obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção junto à Universidade Federal de Santa Catarina – está dividido entre os seguintes capítulos e tópicos:

CAPÍTULO 1 – CONSIDERAÇÕES INICIAIS

- i. Introdução – Discorre sobre a busca da redução de estoques sem comprometer o nível de serviço que se deseja prestar, um dos maiores *trade-offs* da Logística.
- ii. Histórico do dimensionamento de capacidade de armazenamento e de estoques na indústria do petróleo – Mostra abreviadamente a sistemática histórica de dimensionamento de capacidade de armazenamento e também dos estoques vigentes até as crises do petróleo na década de 1970.
- iii. Objetivos e alcance do trabalho – Uma explanação de quais os objetivos, escopo e limitações do alcance deste trabalho.
- iv. Esta estrutura da dissertação.

CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

- i. Estoques – Revisão bibliográfica dos temas gerenciamento e controle de estoques, um dos tópicos abordados neste trabalho.
- ii. Simulação – Considerações sobre simulação e revisão da bibliografia sobre este tema, uma vez que este trabalho utilizou simulação pelo método de Monte Carlo para determinação dos riscos.
- iii. Método de Monte Carlo – Aborda a introdução ao método de Monte Carlo, analisa o número de números aleatórios do método, apresenta o método variante hipercubo latino e traz a revisão da literatura relacionada ao tema do método de Monte Carlo.

CAPÍTULO 3 – METODOLOGIA

- i. Formulação teórica – Desenvolvimento e discussão da teoria utilizada no trabalho.

- ii. O sistema utilizado neste trabalho – Discorre sobre quais variantes do método de Monte Carlo são utilizados na elaboração deste trabalho.
- iii. Desenvolvimento do modelo matemático – As etapas, uma a uma, da formulação matemática do modelo empregado nesta dissertação, que culmina na eq. 3-11, a equação-base das simulações.

CAPÍTULO 4 – ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS

- i. Dados utilizados no modelo – Análise das séries de dados a serem empregadas nas simulações: por regressão direta sobre as séries de dados e também por histograma.
- ii. As séries de dados de processamentos nas unidades de destilação U-200 e U-200A, de recebimentos pelo oleoduto de petróleo, estoques bruto e operacional de fechamento: descrevem quais os dados utilizados nas simulações, suas origens, os tratamentos aos quais essas séries de dados foram submetidas antes de serem utilizadas nas simulações, as análises relacionadas à independência entre as séries de dados e as caracterizações das distribuições dessas séries de dados.
- iii. Conclusões – As principais conclusões do capítulo, notadamente relativas às dispersões dos dados.

CAPÍTULO 5 – APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO

- i. Análise do modelo matemático – Uma análise mais detalhada do modelo matemático desenvolvido previamente.
- ii. Descrição das etapas da simulação – Através de um fluxograma e posterior detalhamento das fases descritas no fluxograma.
- iii. Realização das simulações – Com reduções no estoque operacional médio da refinaria em zero (caso base), redução de 50 000 m³, redução de 100 000 m³, redução de 150 000 m³ e redução de um valor intermediário entre os dois últimos (130 000 m³).
- iv. Ganhos com a eliminação de lastros – Trata dos ganhos adicionais obtidos pela retirada de operação de tanques de petróleo.

- v. Quantificação dos riscos decorrentes da deficiência de qualidade no petróleo recebido – Os riscos adicionais de falta de petróleo em condições de processamento advindos da má qualidade extrínseca do petróleo recebido do terminal.
- vi. Conclusões – Aqui são apresentadas as conclusões relativas às simulações realizadas.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES DO TRABALHO

- i. Conclusões – Mostra, de forma sucinta, as principais conclusões obtidas pela análise das simulações pelo método de Monte Carlo: os ganhos e os riscos associados à reduções de 50 000 m³, 100 000 m³, 130 000 m³ e 150 000 m³ no volume do estoque médio de petróleo da REPLAN.
- ii. Recomendações – As principais recomendações do autor: implementar a redução de estoques de petróleo na refinaria do estudo de caso e de estender o trabalho para outros produtos e outros órgãos da empresa.

CAPÍTULO 7 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- i. Lista das obras bibliográficas diretamente citadas e identificadas no texto desta dissertação.

CAPÍTULO 8 – ANEXO: BIBLIOGRAFIA

- i. Lista dos livros e artigos cujos conceitos e informações foram de alguma forma utilizados neste trabalho, ainda que não tenham sido citados de forma explícita ao longo do texto.

CAPÍTULO 9 – ANEXO: GLOSSÁRIO

- i. Lista de siglas, abreviaturas, palavras do jargão técnico e expressões de idiomas estrangeiros empregadas neste trabalho.

CAPÍTULO 10 – ANEXO: DADOS UTILIZADOS

- i. Resumo com as principais características das séries de dados (média e desvio padrão) e a listagem parcial dos dados utilizados, incluindo exemplos de quais dados foram expurgados nas séries.

CAPÍTULO 11 – APÊNDICE - O MÉTODO DE MONTE CARLO

- i. Descrição mais aprofundada do funcionamento do método de Monte Carlo, incluindo breve histórico e tutorial de utilização na determinação do valor aproximado de π .
- ii. Justificativas para a utilização de determinado número de números aleatórios nas simulações pelos métodos de Monte Carlo e hipercubo latino.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Introdução

Este capítulo trata da revisão bibliográfica, etapa necessária à expansão e sedimentação dos conhecimentos, pré-requisitos imprescindíveis para a estruturação e edificação desta dissertação.

Nesta revisão bibliográfica três temas distintos são abordados: o método de Monte Carlo, as técnicas relacionadas ao gerenciamento de estoques e o tema simulação. Entretanto, em vários artigos aqui revistos, esta segregação dos temas não ocorre, posto que alguns deles tratam justamente de simulação pelo método de Monte Carlo para diversas finalidades, principalmente como ferramenta de auxílio no gerenciamento de estoques.

2.2. Gerenciamento de estoques

Assim como ocorre com os temas método de Monte Carlo e simulação, este assunto também é um tema amplo. Muito existe sobre as mais variadas técnicas de gerenciamento de estoques.

2.2.1. Considerações sobre o gerenciamento de estoques

Estoques agem como “amortecedores” entre suprimento e demanda, segundo a definição de Ballou (1993). A demanda pode ser de venda ou de produção, em se tratando de estoques de matérias primas necessárias às etapas de produção de algum bem.

A manutenção de estoques tem vários aspectos benéficos: garantem maior disponibilidade de componentes para a linha de produção, diminuem o tempo dedicado à administração da manutenção da disponibilidade desejada e podem significar menores custos de transporte, em alguns casos.

Por outro lado, quando se tem tempos de entrega (*lead times*) precisos e disponibilidade de suprimento, teoricamente elimina-se a necessidade de estoques, eliminando a necessidade de investimento de capital em mercadorias estocadas.

Os principais critérios enumerados por Ballou (1993) para manutenção de estoque de forma econômica são:

1. Ser comprados em quantidades iguais ou superiores ao lote mínimo;
2. O preço apresentar desconto em função do volume comprado;
3. Ser de valor relativamente baixo;
4. Ser econômico comprá-lo juntamente com outros itens;
5. Poder ser utilizado em ampla gama de produtos
6. Ter custo de frete que facilitem sua aquisição em grandes lotes e
7. Ter um alto grau de incerteza na entrega ou na continuidade do suprimento.

2.2.2. Revisão da bibliografia sobre gerenciamento de estoques

Em artigo de tema bastante atual, Atkinson (2001) trata das questões relacionadas aos expedidores de produtos nos EUA após o atentado do dia 11 de setembro de 2001. A autora atesta que várias empresas estão repensando as estratégias de suas cadeias de suprimentos e transportes, porém de forma fria e racional, focadas para o médio e longo prazos. Ainda que em um primeiro momento soluções radicais tenham sido cogitadas por analistas.

Já Robertson (2001) discorre sobre o sempre desejado conceito do *just-in-case* em lugar do *just-in-time* quando se trata de suprimentos para a região de produção de petróleo no Mar do Norte, onde as condições climáticas ruins associadas a estoques excessivamente baixos podem significar redução ou até mesmo a cessação de produção de petróleo – um prejuízo de monta expressiva uma vez que a região de produção controlada pelos ingleses naquela área produzia diariamente 90 000 barris e o óleo daquela região era comercializado na faixa de US\$ 18,00 por barril (dados da época do artigo, no final de 1995).

Na opinião do autor, há um tênue ponto de equilíbrio a ser incessantemente buscado, uma vez que também não se deseja a manutenção desnecessária de estoques.

Uma das soluções apontadas por Robertson (2001) é a utilização de programas de computador projetados especificamente para as condições de

operação *offshore* do Mar do Norte. Este *software* permitiria aos operadores da área reduzir custos dos estoques ao passo em que garantiria que itens críticos estivessem disponíveis quando necessários. Como exemplo, o autor cita os benefícios do uso deste programa no *Joint Operating Agreement* do Mar do Norte, na intrincada rede formada pelos vários operadores de plataformas e seus parceiros.

Se em qualquer atividade um melhor balanço entre suprimento e demanda é um benefício inquestionável, este fato é particularmente marcante no relacionamento entre a indústria e os distribuidores de semicondutores e componentes eletrônicos (Peterson, 2002). Os altos custos fixos e a rápida depreciação são características dessa área que usualmente forçam os fabricantes a “empurrar” os produtos através do canal logístico ao invés de os clientes “puxarem” as quantidades necessárias. A utilização de estoques não é recomendada porque são bastante frequentes a rápida redução nos preços e também a obsolescência dos produtos.

Estes desafios levam os fornecedores de semicondutores a investigar melhores práticas de administrar os envios de produtos aos consumidores.

O processo típico atual, ainda que utilize correio eletrônico, fac-símile e EDI, ainda requer bastantes intervenções manuais e há vários problemas de imprecisão nos dados. Além disso, os fabricantes têm vários mecanismos para otimizar suas operações, mas nada ou pouco levam em conta os dados de seus parceiros comerciais.

Para desviar dessas e outras restrições os parceiros devem implementar interações colaborativas que racionalizem e integrem as suas previsões e gerenciamento de demanda com os fabricantes. Para Peterson, os fabricantes devem tornar visíveis suas correntes de suprimento e os clientes, por seu turno, devem fazer previsões de demanda.

Mesmo que não seja possível aos fornecedores estabelecer este relacionamento mais estreito de capacidade de produção *versus* demanda com todos os distribuidores, esta é uma técnica de gerenciamento de estoques altamente recomendada e deve ser conduzida ao menos com os clientes-chave.

O melhor gerenciamento e redução dos estoques de derivados de petróleo trouxeram outras implicações (Geyer, 1999): a redução no número de tanques destinados ao armazenamento no segmento varejista nos Estados Unidos. Ainda que certamente parte dessa redução também tenha se devido ao aumento das pressões ambientais, relata Geyer, conduzidas pela agência de proteção ambiental dos EUA, o maior mérito se deve à otimização e racionalização do uso da tancagem naquele país.

No período de dez anos compreendidos entre 1988 e 1998 a redução da tancagem total em distribuidoras e estações de serviço dos EUA foi de 62%. No mesmo período o consumo de gasolina automotiva aumentou de 114,7 trilhões de galões para 128,9 trilhões de galões, um expressivo aumento de 12,7%. Não obstante esses números, não houve prejuízo no nível de serviço oferecido aos consumidores de gasolina, ainda segundo Geyer.

Francisco (1991) propõe que as empresas reduzam os estoques à espera do aparecimento de problemas e possa, então, dar-lhes o tratamento adequado. O autor cita as diversas metodologias relacionadas à gerência da qualidade total (GQT) e que visam à redução de estoques, em especial aquelas várias surgidas no Japão inicialmente nas décadas de 1970 e 1980.

Chao e Manne (1983) analisam as políticas de estocagem de petróleo lançando mão de simulação por modelos nos quais as escolhas políticas dos EUA ficam restritas a apenas dois instrumentos: estocagem e a prática de tarifas de interrupção.

A estocagem poderia ser feita tanto no setor público como no setor privado, em território norte-americano ou em tancagem de países aliados. Similarmente, há várias possibilidades para as tarifas para os períodos de interrupção: estabelecimento de quotas e/ou subsídios, racionamento de combustíveis, industrial ou locomotivo, imposição de padrões de eficiência energética, etc. Todas essas medidas tendem a reduzir as necessidades de importação de petróleo.

O modelo considera a influência das demandas de importação dos Estados Unidos sobre os preços praticados pelos países membros da OPEP e

a duração e severidade das disrupções do segmento petróleo, induzidas por perturbações entre os países componentes da OPEP.

O desenvolvimento do modelo é baseado em uma visão probabilística das disrupções analisadas pela aplicação de programação dinâmica, que, segundo os autores, se mostra particularmente adequada para as análises de decisões seqüenciais nas quais os níveis dos estoques de petróleo e outras “variáveis de estado” são empregadas para sumarizar a história de um processo probabilístico.

Mazel (2002) apresenta uma metodologia que provê um modo simples de ir além de meramente planejamento de quantidades de estoques: consiste em avaliar os estoques do seu ponto de vista financeiro. O método se chama *IQR* – *Inventory Quality Ratio* – e combina as técnicas de sistemas de *MRP* existentes com as melhores práticas e foco no valor financeiro do estoques.

O *IQR* foi desenvolvido conjuntamente por gerentes de estoques de 35 companhias e por elas utilizado na redução de estoques que atingiu a cifra de US\$ 500 milhões, ou uma redução média de 25% nos itens. Paralelamente a metodologia permitiu melhorar o tempo de entrega dos produtos aos clientes.

O *IQR* funciona, resumidamente, da seguinte forma: utilizando os dados dos sistemas de *MRP*, divide o estoque em três categorias – itens com requisição futura certa, itens que não terão requisição no futuro, mas que foram requeridos em passado recente e itens que não se enquadram nas duas categorias anteriores. Os itens desses grupos são então estratificados em categorias – similar à classificação ABC (lei de Pareto).

Um inventário-alvo ou uma regra é estipulado para cada item baseado em sua classificação. O balanço de cada item é comparado com a regra e o valor de cada item é igualmente categorizado:

- A1, A2 para itens ativos;
- E1, E2, E3 para itens em excesso;
- SM para os itens com baixa rotatividade;
- NM para itens sem rotatividade no estoque.

No numerador do indicador igualmente denominado *IQR* aparecem os valores financeiros dos itens ativos e no denominador a somatória dos valores

de todos os itens, inclusive os ativos. Desta forma tem-se uma valorização relativa dos itens do estoque.

Mazel (2001) relata que centenas de companhias que utilizaram o método concluíram que o *IQR* de seus estoques girava em torno de 30% a 45%, significando que cerca de 60% do valor de seus estoques estava em itens dos tipos estoque em excesso, com baixa rotatividade ou sem rotatividade alguma e poderiam ser reduzidos – e até mesmo eliminados por completo em alguns casos.

Uma outra obra, bastante extensa, que igualmente discorre sobre gerenciamento e controle de estoques é o livro de Coyle *et al.* (1996). Nesta obra são abordadas a importância dos estoques, o porque das empresas manterem estoques físicos de produtos, o cálculo dos custos dos estoques, incluindo custos de transporte, custos dos pedidos e custos da desestocagem, entre outros.

Outros itens abordados por Coyle e colaboradores dizem respeito mais especificamente às decisões relacionadas ao gerenciamento de estoque:

- As diferentes formas de tratar gerencialmente os estoques;
- A racionalidade e a lógica que se escondem por trás do método do pedido econômico (*EOQ*);
- Como a variação na demanda e no ciclo do pedido afeta de forma direta a decisão de tamanho do estoque;
- A variação existente entre o tamanho do estoque e a quantidade de pontos de estocagem;
- Os detalhes e impactos dos métodos de *quick response* (*QR*) e *efficient consumer response* (*ECR*) no gerenciamento dos estoques e na funcionalidade de toda a cadeia de suprimento.

Esta revisão bibliográfica do tema estoques não estaria completa caso não abordasse Alvarenga e Novaes (2000). A obra, com vários temas da Logística, contempla em seu oitavo capítulo (sobre a armazenagem de produtos) as sistemáticas *Q* e *P* dos níveis de estoques, entre outros.

Na sistemática *Q* o intervalo entre as revisões de estoque é variável, ficando fixa a quantidade encomendada a cada pedido. Já na sistemática *P*, ocorre o

inverso: o intervalo entre as revisões de pedidos é fixo e a quantidade encomendada em cada pedido variável.

Segundo os autores, a sistemática Q é melhor, sob o ponto de vista de exigir menores estoques de reserva. Uma desvantagem desta sistemática em relação à P reside no fato de demandar um monitoramento intenso sobre os estoques. Este monitoramento pode ser excessivamente custoso ou até mesmo inexecutável quando se trata de uma grande quantidade de itens, por esta razão, segundo Alvarenga e Novaes (2000), a maioria das empresas prefere a sistemática P , mesmo às custas de manutenção de um estoque maior.

Finalmente, Bowersox e Closs (1996) apresentam a consagrada fórmula da convolução que permite determinar o desvio padrão das probabilidades combinadas quando existem incertezas (variâncias) tanto na demanda quanto no tempo de reposição. A equação e os seus respectivos termos são:

$$s_c = \sqrt{T \cdot S_s^2 + D^2 \cdot S_t^2} \quad \text{eq. 2-1}$$

Onde s_c é o desvio padrão das probabilidades combinadas, T é o tempo médio de suprimento, S_t é o desvio padrão do tempo de suprimento, D é a demanda do produto por unidade de tempo e S_s é o desvio padrão da demanda.

O desvio padrão combinado deve ser utilizado nos cálculos relacionados ao estoque de segurança do produto e do nível de serviço que se pretende oferecer.

2.3. Simulação

O tema simulação é por demais amplo, difundido, diverso e versátil, sendo aplicado nas mais variadas ocasiões, para as mais diversas necessidades e condições de complexidade. As considerações e a revisão bibliográfica aqui apresentada para este tema procuram abordar aspectos e aplicações de uma

gama de possibilidades de utilização de simulação, em especial – porém não unicamente – aquelas ligadas ao gerenciamento de estoques.

2.3.1. Simulação – primeira abordagem

Em uma definição de dicionário (Houaiss, 2001), simulação é conceituada como “... imitação do funcionamento de um processo por meio do funcionamento de outro... teste, experiência ou ensaio em que se empregam modelos... experiência ou ensaio constituída por uma série de cálculos numéricos e decisões de escolha limitada, executados de acordo com um conjunto de normas preestabelecidas e apropriadas à utilização de computadores”.

Uma outra maneira de definir simulação, em um escopo menos dicionarístico, é aquela apresentada por Dávallos (1997):

“Simulação é um processo que projeta o modelo de um sistema real e conduz experimentos, através do modelo, com o propósito de entender o comportamento do sistema e/ou avaliar várias estratégias para sua operação. Envolve a geração e observação da história artificial do sistema a ser aplicado e permite traçar inferências a respeito das características operacionais do sistema real”.

Coyle *et al.* (1996) definem simulação de forma bastante similar àquela apresentada acima por Dávallos: “o processo de projetar um modelo de um sistema real e conduzir experimentos utilizando esse modelo com o propósito tanto de compreender o comportamento do sistema como o de avaliar várias estratégias dentro de limites impostas por um conjunto de critérios para a operação do sistema”.

Já na conceituação bastante abrangente de Goldbarg e Luna (2000), simulação é a fase de aplicação de um modelo – não necessariamente matemático, ainda que estes sejam os predominantes – que tenha sido previamente projetado, implementado e validado.

A abordagem de simulação aplica-se quando as situações são de elevada incerteza, de elevados riscos, sobretudo às formas de vida, quando a complexidade do sistema real dificulta a sua compreensão exata ou quando os

custos e/ou esforços computacionais seriam inviáveis de tão elevados. Os modelos de simulação contornam estes problemas com o uso intenso de dados estatísticos, mas têm a desvantagem de requerer maior esforço do usuário no exame das soluções, inclusive identificando aquelas atípicas que tenham sido geradas pelo modelo.

Goldbarg e Luna prosseguem chamando a atenção para o fato de que um modelo para simulação jamais descreve a ocorrência com perfeição e exatidão. Entre o problema real e o modelo lógico já existe um hiato, o hiato lógico. Outro hiato que ocorre é aquele entre o modelo lógico e o modelo computacional – o hiato ferramental. A qualidade dos resultados da simulação será fortemente influenciada pelo conjunto resultante desses dois hiatos.

A simulação permite ao usuário, dentre outras coisas, inferir estados, conformações, informações e comportamentos sobre o sistema em estudo. Assim sendo, pode ser utilizada para prever, com antecedência temporal, o comportamento de variáveis de interesse no futuro, por exemplo.

A razão da utilização de simulação neste trabalho é exatamente esta: prever e quantificar, de forma racional, ordenada e científica, os riscos associados à redução de estoques de petróleo em uma refinaria.

Mais especificamente, neste trabalho a previsão de comportamento futuro do estoque operacional de petróleo em condições de processamento imediato se dá pela análise de dados históricos de um passado recente: o ano de 2001. Maiores detalhes estão oportunamente discutidos no capítulo que descreve o estudo de caso – capítulo 5.

Uma opção à simulação seria a implementação, na prática operacional da refinaria, de um programa de redução de estoques de petróleo em vários patamares e acompanhar e analisar seus resultados. Esta opção poderia vir a ser verdadeiramente desastrosa, implicando em falta de petróleo na refinaria e, eventualmente, a interrupção de suas atividades por um período de tempo que poderia chegar a alguns dias, trazendo prejuízos financeiros que montam às centenas de milhares de dólares por dia!

2.3.2. Simulação – revisão da bibliografia

Rees *et. al.* (2002) apresentam um trabalho versando sobre o tema das regiões de partida das simulações-otimizações. Os autores argumentam que muitos simuladores partem do princípio, freqüentemente equivocado, que a região de busca da solução está previamente definida, que a grade (isto é, o espaçamento entre as sucessivas iterações) é conhecida e que apenas um único método básico de busca precisa ser empregado.

Este raciocínio, não raro, leva a maior consumo de tempo de simulação, maior número de iterações, pode implicar em falha na capacidade de encontrar uma solução ótima e até mesmo incorrer em falsos ótimos ou ótimos locais.

O artigo propõe uma metodologia baseada na técnica *best-first search* para definir a região inicial, o ponto inicial e o tamanho da grade de pesquisa do ótimo em problemas envolvendo simulações-otimizações.

Bastante recentemente, engenheiros civis do EUA utilizaram uma ferramenta de simulação para entender de forma mais precisa o mecanismo pelo qual o fogo que atingia as torres do *World Trade Center* pôde fundir suas estruturas metálicas causando seu colapso (Bodamer, 2002).

Nos últimos poucos anos os custos logísticos ganharam considerável visibilidade (Pföhl *et al.*, 1999). Sendo mais um trabalho que visa, na essência, à redução de estoques, a fundamentação do novo método utiliza uma outra metodologia: a técnica bastante difundida e conhecida no gerenciamento do controle da qualidade, o controle estatístico de processo (CEP).

Visando ao exame da nova metodologia no gerenciamento de estoques, Pföhl e colaboradores utilizaram dados reais de estoques e pedidos da *3M Medical Products Group European Business Center* e os resultados da simulação foram comparados com os resultados reais. O foco da simulação abordada no artigo é nos produtos acabados e nos estoques em trânsito.

Os principais conceitos e aspectos da metodologia são:

- Utiliza apenas dados históricos de estoques e demanda para otimizar os pedidos e níveis de estoques no futuro, reconhecendo de forma relativamente fácil situações atípicas e não conformes de pedidos ou estoques;
- Não está baseada em estimativas de demanda;

- Leva em conta variações não apenas da demanda, também variações nos tempos mortos do processo de pedidos;
- Quando uma saída não conforme é detectada, as causas especiais podem ser diagnosticadas e eliminadas, evitando que as previsões futuras fiquem “contaminadas” por esses dados atípicos.

A metodologia proposta funciona da seguinte maneira: no início, um banco de dados deve estar preenchido com dados de estoques e demandas. No primeiro passo o sistema testa se a demanda e se os estoques estão “em controle”, de forma similar ao que ocorre no CEP. Esta etapa verifica se o sistema pode manipular adequadamente o processo ou se existem anormalidades estatísticas nas curvas de demanda ou estoque passados.

Estando o processo em controle, no segundo passo o módulo de suporte de decisões gera uma proposta de pedido baseada em regras específicas e nas informações presentes nos bancos de dados. Se o processo estiver fora de controle o sistema alertará o administrador do sistema que o pedido em questão pode conter erros. O administrador dos estoques é, portanto, forçado a verificar o pedido, alterando-o manualmente onde necessário.

As principais conclusões dos autores ao final das simulações com os dados da 3M foram:

- A precisão do método para previsões em períodos curtos de tempo foi bastante adequada;
- Como vários outros sistemas que usam dados históricos, o sistema ainda é fraco em projetar, sinalizar e reagir às mudanças bruscas na demanda quando elas ocorrem pela primeira vez;
- No caso estudado a simulação permitiria reduções de estoques da ordem de 20% a 65%, dependendo do material, do histórico de estoques e de demanda.

O artigo aqui revisto (Mentzer e Krishnan, 1994) é outro que aborda simultaneamente mais de um dos temas desta revisão: emprego de simulação na determinação do ponto temporal da solicitação de ressuprimento de itens (gerenciamento de estoques).

Os autores apresentam um trabalho avaliando se a distribuição normal é efetiva na determinação do ponto de emissão de novos pedidos. O artigo demonstra que os cálculos de média e desvio padrão são de distribuições livres. Entretanto, o uso de distribuições gaussianas pode, em certas circunstâncias, até mesmo conduzir a níveis de serviços incorretos aos clientes.

O ponto (no tempo) de emitir novo pedido é simplesmente a demanda média ocorrida durante o tempo morto de ressuprimento. Entretanto, como tempo de ressuprimento e demanda podem ser assumidas como variáveis aleatórias, e ambos são independentes entre si, a resultante dos dois comportamentos é também uma aleatória.

Mentzer e Krishnan advogam que a utilização de simulação pelo método de Monte Carlo para determinação do efeito conjunto de variações na demanda e no tempo de ressuprimento pode ser cara e de difícil validação. Também não parece adequado aos autores construir um modelo para cada produto em estoque.

As simulações partiram da relaxação de distribuição normal para média e desvio padrão da demanda e do tempo morto de suprimento. As distribuições de Poisson e geométricas foram utilizadas para o tempo morto ao passo que as distribuições exponencial, normal e gama foram utilizadas para a demanda.

As principais conclusões de Mentzer e Krishnan são que a distribuição normal pode ser empregada quando a distribuição da demanda sobre o tempo morto seja também gaussiana. Entretanto, tendo a demanda ou o tempo morto outras distribuições, (a demanda ou o tempo morto têm uma distribuição exponencial, por exemplo) o ponto de emissão de ordem de ressuprimento pode ser predito de forma problemática, implicando em estoques elevados ou baixo nível de serviço aos clientes.

Turner (2000) emprega simulação em seu trabalho que examina o impacto da política de *leasing* nos terminais de contêineres no desempenho de um porto marinho. No caso apresentado as simulações são executadas para um modelo do porto de Seattle, nos EUA.

O trabalho, que avalia o tempo de permanência de navios no sistema, confronta a conformação atual, composta de terminais e de uso comum, com a alternativa de um *pool* de terminais de uso comum. Nesta conformação alternativa todos os transportadores teriam acesso a todos os terminais.

O autor relata que foram criados módulos detalhados para simulação dos seis terminais de contêineres e das 16 empresas transportadoras que operam naquele porto norte-americano. Os resultados das simulações mostraram que o tempo médio de permanência de navios no sistema cai, no caso alternativo, em 17,1% sem comprometer o nível de serviço oferecido pelo porto aos seus clientes.

Um outro trabalho que trata do emprego de simulação como ferramenta de auxílio no gerenciamento de estoques é apresentado por Zotteri (2000): o autor apresenta um trabalho em que analisa o impacto da forma da distribuição irregular da demanda nos estoques, em particular nos casos nos quais as curvas de distribuição possuem mais de um modo e são assimétricas.

As análises são baseadas em resultados de simulação de um modelo no qual todos os demais fatores são mantidos constantes, para efeito de comparação, e as diversas distribuições (sempre com média e coeficiente de variação fixos) são testadas.

O autor conclui que a forma da curva de demanda é peça chave nos investimentos em estoques:

- As magnitudes do impacto da multimodalidade e assimetria são comparáveis àquela da variabilidade;
- A multimodalidade e assimetria podem ter efeitos positivos ou negativos nos estoques, a depender do nível de serviço idealizado em cada caso.

Huang *et al.* (1998) comparam, através de simulação, três dos mais populares e difundidos métodos de controle de produção em sistemas semicontínuos: *CONWIP* (*Constant Work-In-Process*), *MRP* e *Kanban* em uma planta de laminação e bobinamento a frio.

Os autores citam as vantagens e desvantagens dos sistemas de *push* (como o *MRP* e o *MRP-II*) e *pull* (o mais conhecido e difundido dos métodos é o

Kanban) e os diversos trabalhos já desenvolvidos à busca da integração dos dois métodos.

Uma breve comparação entre os métodos *CONWIP*, o *MRP* e o *Kanban* ajuda a entender a filosofia do primeiro:

- No sistema *MRP* a produção em cada linha é disparada em função da demanda líquida (diferença entre demanda bruta e estoque);
- No sistema *Kanban* o início da produção em cada linha de produção é função do número de cartões livres que retornam das linhas de produção situadas à jusante da linha atual;
- Já no sistema *CONWIP* o início da produção na primeira linha de produção (a linha mais à montante) é decidida em função do número de cartões livres que retornam da última linha – a linha mais à jusante – e o produto é “empurrado” por toda a linha de produção segundo a lei do “primeiro a vir, primeiro a ser servido”.

As simulações desenvolvidas por Huang e colaboradores mediram e compararam seis pontos do desempenho dos métodos: tempo total de trabalho do processo (*WIP*), taxa de entrada, taxa de produção, utilização média, estoque médio e custo médio do estoque.

As conclusões obtidas nas simulações indicam a superioridade do método *CONWIP*, uma vez que mostrou ser o método com o menor consumo de tempo do processo, o que mais reduziu os estoque médio e o custo médio do estoque para uma comparação à mesma taxa de produção.

Cao *et al.* (1996) apresentam um artigo propondo um sistema baseado em simulação em três estágios para definir os estoques metas em uma empresa de moldagem de plástico.

A modelagem do problema deu-se com o sistema SLAM II e permitiu simular os estoques metas tanto em sistemas com demandas normais ou não normais (distribuições gama e bi-normal). O modelo incluía gerenciamento de estoques, produção e controle de produção, envio de bens acabados e a área de manufatura.

As três etapas da simulação são:

- Ajuste de distribuições aos dados das demandas, procurando identificar as mais adequadas;
- Estimativa dos níveis de estoques iniciais – previstos pelas distribuições ajustadas previamente;
- Procura dos níveis ótimos de estoques pela utilização do simulador desenvolvido para o problema.

As principais conclusões do trabalho indicaram a exeqüibilidade da redução de estoques e a factibilidade da relocação dos equipamentos da planta, permitindo maior integração entre as duas fábricas da empresa.

O último artigo desta revisão é de autoria do prof. Walter Zinn e um colaborador (Zinn e Marmorstein, 1990) e trata de simulação para determinação dos níveis dos estoques de segurança, avaliando dois sistemas diferentes: o sistema de demanda (*DS* – que usa dados históricos da variância da demanda) e o sistema de previsão (*FS* – que utiliza a variância dos erros das estimativas de demanda).

Segundo os autores, o sistema de variância dos erros das estimativas de demanda, ainda que menos conhecido e pouco tratado na literatura, tipicamente indica estoques de segurança cerca de 15% menores que aqueles encontrados no sistema de demanda para um mesmo nível de serviço a ser prestado aos clientes.

As simulações partiram de um modelo matemático que definiu uma variável dependente como sendo a economia em cada unidade (US) em função das seguintes variáveis independentes: tempo de ressuprimento e sua variância; demanda e sua variância e a qualidade (acuracidade) da previsão de demanda.

As principais conclusões do trabalho são relacionadas ao impacto que cada uma dessas citadas variáveis independentes têm nos ganhos proporcionados pelo sistema *FS*. Em ordem de importâncias relativas essas são: variabilidade da demanda, demanda média, qualidade da previsão e variação do tempo de ressuprimento.

Para os casos estudados por Zinn e Marmorstein (1990), as economias geradas pelo sistema *FS* em comparação ao sistema *DS* variaram bastante, indo desde zero até 70%.

2.4. Método de Monte Carlo

2.4.1. Introdução ao método de Monte Carlo

Como a metodologia utilizada neste trabalho utiliza simulações pelo método de Monte Carlo, este estará sendo aqui introduzido. Maiores considerações sobre este método estão disponíveis no anexo (capítulo 11).

O método de Monte Carlo, por definição, é um mecanismo que gera dados artificiais, a partir de um mecanismo gerador de números aleatórios, e das distribuições de frequências de interesse para cada um dos dados. Essas distribuições devem caracterizar de forma adequada os processos estocásticos considerados pelo modelo de simulação utilizado.

“O Método de Simulação Monte Carlo representa uma forma de estimar estatísticas de interesse de um sistema, a partir da análise do desempenho deste, para todos os estados considerados de uma amostra aleatória”.(Dávallos, 1997).

Seja uma equação qualquer, que não necessariamente se caracterize como função:

$$y = f(x_0, x_1, \dots, x_n) \quad \text{eq. 2-2}$$

Nesta equação x_0, x_1, \dots, x_n são as n variáveis independentes e y é a variável dependente. O método de Monte Carlo consiste na geração de números aleatórios independentes para cada uma das variáveis x_j da equação com a conseqüente avaliação do valor da variável dependente y .

A repetição deste procedimento um número suficientemente grande de vezes permitirá que se conheça o valor de y para os mais variados x_j . Com a tabulação desses valores de y é possível associar-lhes uma distribuição, que

será a resultante e dependente das diversas distribuições que cada uma das variáveis x_j apresente.

É imperativo observar que os valores aleatoriamente gerados para cada variável x_j devem obedecer ao tipo de distribuição e à faixa de valores às quais esteja sujeita a variável x_j .

Muitíssimas são as obras que versam sobre as simulações pelas várias variantes do método de Monte Carlo. Uma pesquisa bibliográfica no banco de dados da EBSCO na Internet, que cataloga uma quantidade que excede a 2 400 periódicos^[5], mostrou mais de 1 100 ocorrências para artigos contendo as palavras-chave "*monte carlo method*".

Uma parte dos textos versa sobre a utilização do método de Monte Carlo nas simulações relacionadas à física estatística e à engenharia de materiais (com ênfase para os componentes eletrônicos semicondutores). Porém, a grande maioria dos artigos trata da utilização do método de Monte Carlo em análises financeiras e análises de risco relacionadas às aplicações em ativos da área financeira. Apesar de a análise financeira não ser o escopo deste trabalho, alguns dos artigos selecionados para revisão versam exatamente sobre esse tema.

2.4.2. Considerações adicionais sobre o método de Monte Carlo

Algumas considerações adicionais sobre o método de Monte Carlo estão tratadas a seguir: o número de números aleatórios a serem gerados nas simulações e um método variante do Monte Carlo original, batizado de hipercubo latino.

2.4.2.1. Número de números aleatórios

O número de números aleatórios que deve ser gerado para cada variável é um ponto crucial no método de Monte Carlo. Têm-se duas situações extremas: uma delas se configura por ser aquela em que se geram poucos números aleatórios, implicando em ganho pelo pequeno tempo necessário ao

⁵ Situação em março de 2002.

processamento matemático e perda pela baixa qualidade que os resultados gerados terão.

A outra situação é a inversa daquela anteriormente apresentada: gera-se uma quantidade muita elevada de números aleatórios, implicando em ganhos pela melhor qualidade que os resultados certamente terão e as perdas pelo elevado tempo de processamento.

A rigor, as simulações pelo método de Monte Carlo deveriam gerar infinitos números aleatórios para cada variável independente. Como infinito é um valor impraticável, tornando o método impossível de ser utilizado, é preciso encontrar o ponto de equilíbrio entre as duas situações extremas citadas acima.

No método proposto por Magalhães (1987), avalia-se o valor da média e do desvio padrão da variável dependente (E_{OK} neste caso, na eq. 3-11) após cada ou um determinado número prefixado de iterações do método de Monte Carlo.

O programa de computador utilizado nas simulações deste trabalho, *Crystal Ball* 2000.2 versão 5.2, não permite estabelecer um critério como este sugerido por Magalhães para encerrar a simulação: é necessário que o usuário estabeleça de antemão o número de iterações desejadas.

Uma alternativa para contornar esta limitação imposta por esta versão do *Crystal Ball* consiste em se estabelecer um número muito alto de iterações (cem milhões de iterações, por exemplo) e ir se avaliando, durante a execução do programa, como estão variando a média e o desvio padrão dos resultados. Interrompe-se a simulação quando essas variações na média e desvio padrão estiverem abaixo de valores pré-determinados pelo usuário. Esta técnica pode de fato ser empregada com o *Crystal Ball* já que o programa permite configurar a frequência com que os resultados parciais devem ser exibidos na tela do computador.

A solução proposta para o caso deste trabalho, entretanto, foi diferente: consistiu na realização de testes prévios visando determinar o número “bom” de números aleatórios. As simulações foram realizadas gerando-se quatro diferentes números de números aleatórios: 500, 1 000, 5 000 e 10 000 e optou-

se pela utilização de 5 000 números aleatórios para cada uma das variáveis da eq. 3-10. Maiores detalhes sobre o processo decisório que levou à escolha de 5 000 números aleatórios encontram-se nos anexos (seção 11.4).

2.4.2.2. Monte Carlo e hipercubo latino

De acordo com Kautt e Wieland (2001), em artigo previamente revisto no capítulo 2, o método de Monte Carlo é mais direcionado para focar o comportamento médio da variável dependente, enquanto o método do hipercubo latino analisa, de forma mais apropriada, os desvios, ou seja, a “volatilidade” dos dados em torno do valor médio.

Neste trabalho ambos os métodos estarão sendo utilizados, estabelecendo-se as comparações entre os resultados de um e de outro. Como o número de números aleatórios gerados nas simulações é elevado, não são esperadas diferenças significativas nos resultados.

2.5. Revisão bibliográfica sobre o método de Monte Carlo

A seguir estão expostos alguns dos aspectos mais significativos dos artigos e livros que discorrem sobre as simulações pelo método de Monte Carlo.

O trabalho que originou formalmente o método de Monte Carlo (Metropolis e Ulam, 1949), estabelece a fundamentação, a formulação matemática e os conceitos do método, em sua vertente mais simplificada, modernamente denominada Monte Carlo Direto – MCD. Uma abordagem mais detalhada do método, inclusive com histórico, está presente no anexo (capítulo 11).

O artigo de Kautt e Wieland (2001) discorre prioritariamente sobre investimentos financeiros, mas com análise bastante didática dos aspectos que afetam as simulações pelo método de Monte Carlo.

Kautt e Wieland citam os críticos dos modelos estocásticos, que relatam as imprecisões do método de Monte Carlo, uma vez que se fica sujeito a fatores adversos como a estimação de parâmetros (também conhecida como validação das entradas), falhas de diversas naturezas e dificuldades na

formulação matemática (projeto) do modelo, fatores associados ao comportamento humano e validade computacional.

Os autores prosseguem argumentando que os dados obtidos da experiência do passado não são garantia de comportamento futuro, especialmente quando este raciocínio é empregado em ativos financeiros.

Outra análise citada pelos autores está relacionada ao interesse da simulação em si: se o interesse do analista preferencialmente recai sobre a média, sobre o comportamento esperado ou se, ao contrário, o que interessa são justamente os desvios em relação à média, i.e., a “volatilidade” dos dados.

Prosseguem Kautt e Wieland (2001) com uma análise de qual é o número de amostras necessárias para as simulações e apresentam uma breve descrição do método do hipercubo latino. Neste método, uma variante simples do método de Monte Carlo Direto (MCD), divide-se a curva de distribuição de probabilidades resultante em fatias com áreas iguais, ou seja, áreas com igual densidade de probabilidade e geram-se números iguais de números aleatórios para cada uma dessas fatias.

A diferença entre o emprego da simulação de Monte Carlo e a hipercubo latino reside principalmente no número de simulações necessárias para a resolução do problema: a técnica do hipercubo latino geralmente requer uma quantidade menor de dados simulados – e, portanto, é preferencialmente empregada nos casos nos quais a “volatilidade” dos dados é maior e quando se têm limites relativos aos tempos computacionais. Por outro lado, o hipercubo latino impõe uma outra restrição de caráter computacional: memória – o método demanda uma maior disponibilidade de memória nos computadores já que a curva de distribuição de probabilidades resultante das simulações não é conhecida de antemão.

É demonstrável – e neste trabalho estará sendo mostrado – que para um número significativamente alto de números aleatórios utilizados nas simulações, os dois métodos convergem para os mesmos valores. Neste trabalho estarão sendo analisadas ambas as técnicas: o método de Monte Carlo direto e o hipercubo latino.

Uma outra parte particularmente interessante do artigo de Kautt e Wieland (2001) trata das duas análises – a determinística e a estocástica – sobre investimentos em bolsa de valores que garantissem recursos financeiros para a aposentadoria de uma pessoa. Para os dados considerados pelo autor o método determinístico demonstrou que no ano de interesse para a aposentadoria o cliente teria uma quantia que excederia cinco milhões de dólares. O método estocástico mostrava que a probabilidade de o cliente ainda ter saldo de dinheiro no seu último ano de vida esperada era de apenas 70%.

Para aumentar a probabilidade de sucesso financeiro, foi proposta ao cliente uma alternativa pouco ortodoxa e contrária ao que seria intuitivo: mudar o *mix* da carteira de investimentos, mesmo com visível redução nos rendimentos, mas também com redução da volatilidade das aplicações. Nesta nova configuração o modelo determinístico mostrou que o cliente teria menos dinheiro. O modelo estocástico mostrou que a probabilidade de o cliente ter dinheiro ainda no seu último ano de vida subia de 70% para 83%.

Ainda segundo os autores, um ponto de importância crucial em qualquer análise estocástica diz respeito à correlação dos dados. O coeficiente de correlação é uma medida popular do grau de variância de amostras, medindo o grau de variação de uma variável com relação a outras variáveis.

Do ponto de vista do rigor matemático, sendo não nula a correlação entre duas variáveis o comportamento de uma pode ser utilizada na predição do comportamento da outra. Tendo em vista este fato, neste trabalho há uma seção dedicada à análise da correlação entre as variáveis tidas como independentes entre si por hipótese – seção 3.5.2.

Finalmente, Kautt e Wieland tecem considerações sobre as distribuições dos dados. Aqui os autores citam os críticos dos modelos estocásticos que argumentam que as distribuições passadas não são, necessariamente, as distribuições futuras dos dados – pelo menos no campo das aplicações financeiras. Os autores lembram que muitas distribuições apresentam

características de leptocurtose^[6], mas que assumi-las como distribuições normais nesses casos pode ser simplificação excessiva e indevida.

Clark (2001), em seu artigo intitulado *Monte Carlo analysis: ten years of experience* mostra os resultados de dezenove projetos que, há cerca de dez anos atrás, foram avaliados e tiveram suas viabilidades consideradas adequadas pela técnica da simulação de Monte Carlo. Esses projetos foram implementados (construídos) no parque industrial da empresa *Honeywell Performance Polymers and Chemicals* – pertencente ao grupo transnacional Honeywell – nos Estados Unidos e na China. Os investimentos nesses investimentos somaram valores da ordem de US\$ 312 milhões.

Os autores citam as melhores práticas para uma boa análise pelo método do Monte Carlo, desde quais os componentes de cada equipe até a frequência com que a análise deve ser realizada. A análise do método de Monte Carlo (AMC) é usada para identificar riscos e oportunidades e, ainda, avaliar as contingências às quais um projeto pode estar exposto.

A comparação de Clark permite chegar a algumas conclusões:

- O método de Monte Carlo traz resultados tidos como perfeitamente aceitáveis pela Honeywell, mostrando-se ferramenta de inestimável valor, que deve ser usada em qualquer fase de todos os projetos da empresa;
- Provisionar os futuros projetos no meio da faixa de probabilidade de estouro do orçamento é uma atitude que se mostra de grande eficiência na maior parte do tempo: 10 projetos – representando 2/3 do montante total investido no período – estiveram concentrados nesta faixa;
- Projetos menores apresentam estouro no orçamento de forma mais freqüente que os projetos maiores: 11 dos 19 projetos, em sua maioria projetos de menor envergadura, caíram no grupo onde a probabilidade de estouro do orçamento superou os 70%;
- Os projetos que aparecem nos 10% finais da curva de alto risco de estouro do orçamento são aqueles caracterizados por ter o escopo mal

⁶ Leptocurtose ocorre em distribuições onde o coeficiente de curtose excede o valor de 3. Essas distribuições apresentam uma região de pico central e caudas bastante espalhadas, como é bastante característico nas distribuições *t* de Student, beta, *F*, gama e normal.

definido, o processo conter novas tecnologias e o cronograma ser demasiadamente apertado.

Nawrocki (2001) aponta os pontos fracos do método de Monte Carlo em seu artigo, mais uma vez focado principalmente no campo das aplicações financeiras de ativos. Segundo o autor, utilizar o método de Monte Carlo nas simulações relacionadas às aplicações financeiras é repetir um erro já cometido há quase 25 anos atrás.

O autor, citando Rubinstein (1981), descreve as circunstâncias – únicas, em seu entender – nas quais se justifica a utilização de simulação pelo método de Monte Carlo:

- É impossível ou caro demais obter dados;
- O sistema observado é excessivamente complexo;
- A solução analítica é difícil demais (ou impossível) de se obter;
- É impossível ou muito custoso validar o experimento matemático.

O autor desta dissertação discorda da linha de argumentação de Nawrocki por entender que ele está se referindo às simulações pelo método de Monte Carlo que não têm séries de dados históricos associados – como os utilizados neste trabalho. De fato, nestas circunstâncias, o emprego do método de Monte Carlo, gerando números aleatórios em intervalos desconhecidos e segundo distribuições também desconhecidas, pode ser demasiado arriscado e também não permitir chegar à conclusão alguma, na melhor das hipóteses ou, pior ainda, a conclusões totalmente equivocadas.

No trabalho de que trata esta dissertação, entretanto, tem-se séries de dados de histórico recente (ano de 2001) e o comportamento desses dados não é “nervoso” e volátil como aquele das bolsas de valores e demais aplicações financeiras dos mercados de capitais dos EUA. A análise da “volatilidade” dos dados utilizados nesta dissertação está tratada no capítulo 4.

Um evidente contraponto ao que argumenta Nawrocki é o que pregam Hammersley e Handscomb (1964) em seu livro: utilização intensa de simulação pelo método de Monte Carlo nas mais diversas áreas.

Uma das mais conhecidas, relatada por Hammersley e Handscomb, proposta já no início do século XX, diz respeito ao controle de inundações e

construção de barragens no rio Nilo. Este é um problema estocástico porque a quantidade de água no rio varia aleatoriamente de estação para estação. Este problema leva em conta alguns dados históricos de precipitação pluviométrica, condições climáticas e níveis do rio em diversos pontos de sua extensão ao longo de quase cinco décadas (48 anos).

O problema consiste em analisar o que acontece se forem construídas barragens e se exercerem certas políticas de controle de água. Há grande número de políticas e barragens a serem examinadas e cada qual deve ser analisada tendo em vista uma infinidade de condições meteorológicas visando conhecer o que acontece em anos tidos como normais, mas, principalmente, em anos extremamente secos ou extremamente chuvosos.

Finalmente, o comportamento de cada sistema deve ser analisado do ponto de vista de engenharia de custos, impacto na agricultura, quais os benefícios energéticos (admitindo que as barragens possam, alternativamente, ter usinas hidrelétricas associadas) e outros benefícios econômicos e impactos ambientais.

A solução determinística de problema desta monta é, provavelmente, infactível – até mesmo uma estimativa preliminar de sua complexidade pode ser altamente complexa. Mesmo com a utilização do método de Monte Carlo, todas essas análises demandam grande equacionamento matemático (modelos extensos e complexos) e igualmente elevada quantidade de recursos computacionais, ainda que em computadores de grande capacidade de processamento.

Outras situações similares que empregam as simulações de Monte Carlo, ainda citadas por Hammersley e Handscomb (1964), são:

- Análise de sistemas de estocagem e política de inventários – proposta esta bastante similar ao tema desta dissertação;
- Análise de gargalos e sistemas seriais em linhas de produção;
- O estudo de competição ecológica entre espécies;
- O avanço de epidemias em uma comunidade.

Todos esses casos levam a problemas matemáticos muito difíceis de serem resolvidos de forma determinística. Estes problemas, por outro lado,

podem ser resolvidos de forma considerada fácil por meio de simulações em casos particulares.

Von Rönik (2001) propõe outra uma utilização bastante didática do método de Monte Carlo: determinar a área da superfície de um lago, de contorno bastante irregular e complexo, através de um método simples e teoricamente mais barato que uma medição topográfica convencional. Dispondo de uma foto aérea em escala do lago e de suas redondezas, seriam gerados números aleatórios tanto para a faixa de latitudes como para a faixa de longitudes compreendidas pela fotografia. Após um número suficientemente alto de pontos gerados, com muito boa aproximação poder-se-ia afirmar que a área do lago seria o percentual de pontos cujas coordenadas caíssem dentro do lago.

O trabalho de Magalhães (1987) aborda a questão do número de números aleatórios que devem ser gerados no método de Monte Carlo, apresentando uma singela metodologia para a determinação de quando interromper as iterações do método de Monte Carlo, através da avaliação da variação do valor da média e do desvio padrão da variável dependente (estoque operacional de petróleo especificado em condições de processamento imediato neste caso) após um determinado número de iterações.

Quando as variações de ambos os valores, média e desvio padrão, forem menores que valores pré-estabelecidos pelo usuário, considera-se que o número de números aleatórios já é satisfatório. Os números sugeridos pela autora, em um trabalho que versa sobre utilização do método de Monte Carlo na área financeira, giram em torno de variações de 0,5% para a média e de 1,0% para o desvio padrão.

Um grande crescimento no emprego das simulações de Monte Carlo tem sido observado nos últimos anos na área da engenharia econômica e de análises de riscos de aplicações financeiras, especialmente aquelas relacionadas à viabilidade econômica de investimentos. Nesta área o potencial das simulações é muito grande. Não porque as equações da matemática financeira sejam demasiadamente complexas – é possível calcular de forma determinística o VPL de qualquer investimento conhecido o seu fluxo de caixa

– mas justamente porque, neste caso, o fluxo de caixa do investimento é intrinsecamente volátil, sujeito a muitas variações.

Verotti (2000) cita o exemplo de um investimento que, se tiver seu VPL calculado pelo método determinístico, apresenta-se positivo, isto é, o investimento é considerado viável pelos critérios vigentes. O mesmo caso, admitindo variabilidade nos componentes do fluxo de caixa – através da simulação pelo método de Monte Carlo – mostra que o risco do VPL ser negativo ou baixo em demasia (e, por consequência, o investimento ser inviável) chega a aproximadamente 25% para uma mesma TIR.

A proposta de Walsh e Raftery (2002) é bastante incomum, e mostra uma nova possibilidade de emprego do método de Monte Carlo para interesses militares: propõe sua utilização na determinação da posição de minas terrestres em regiões sabidamente minadas a partir da análise de fotografias aéreas das regiões suspeitas. Segundo os autores esta metodologia seria de grande valia especialmente em países com grandes extensões territoriais minadas, como Egito, Camboja, Angola e Bósnia.

O trabalho propõe a divisão do terreno suspeito de conter minas terrestres em uma grade virtual e a subsequente análise das “células” dessa grade, segundo uma distribuição de Poisson. O algoritmo sugerido pelos autores é do tipo Monte Carlo *via* Cadeia de Markov (MCMC, *Monte Carlo Markov Chain*).

3. METODOLOGIA

3.1. Introdução

A revisão bibliográfica apresentada no capítulo precedente objetiva fornecer e fundamentar a conceituação teórica e as informações necessárias à obtenção e análise dos dados que permitam alcançar os objetivos propostos por este trabalho.

O trabalho aqui apresentado é do tipo simulação, com estratégia quantitativa, com uso de recursos e técnicas estatísticas consagradas: média, desvio padrão, curvas de distribuição de probabilidades, erro padrão, curtose e testes e técnicas associadas aos ajustes de curvas (método dos mínimos quadrados, teste qui-quadrado, critérios de Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnov).

A resolução do problema de avaliação e quantificação do risco associado à redução de estoque em uma refinaria de petróleo proposta neste trabalho consiste de algumas etapas: a formulação teórica, uma visão sobre simulação, o desenvolvimento do modelo matemático e análise dos dados.

Por seu turno, o efetivo tratamento nas séries de dados (consistindo basicamente no expurgo de dados atípicos) e a implementação do modelo encontram-se descritas no capítulo subsequente.

3.2. Formulação teórica

O estoque operacional de petróleo em condições de processamento imediato^[7] é função dos estoques iniciais, do volume de petróleo recebido, dos volumes processados nas unidades de destilação atmosférica da refinaria e da qualidade extrínseca do petróleo recebido do terminal expedidor.

Todas essas citadas variáveis são, em tese, independentes entre si e têm, cada qual, um valor médio característico – média – e uma dispersão aleatória

⁷ Estoque de petróleo homogeneizado e com as especificações de teor de sal e BSW – entre outras – enquadradas dentro dos padrões previamente acordados entre o fornecedor e o consumidor.

dos valores dentro de certas faixas, específicas para cada uma delas – os desvios.

Um exemplo é o volume diário de petróleo que o terminal marítimo expede para a refinaria: quando em operação normal o valor médio é aproximadamente a capacidade de processamento da refinaria. No longo prazo, existe a tendência de a média do processamento de petróleo e a do seu recebimento tenderem para o mesmo valor. Apesar de existir esta tendência de aproximação das médias, não se verifica, necessariamente, comportamento similar entre os desvios, uma vez que as variáveis são independentes entre si.

O oleoduto pode estar parado, sem enviar petróleo ou ainda estar expedindo em qualquer vazão entre sua capacidade mínima e sua capacidade física máxima. Diversos são os fatores que determinam a vazão instantânea no oleoduto.

O processamento (consumo) de petróleo em qualquer unidade de destilação é também uma variável com dispersão aleatória dentro de faixas limitadas por imposições de caráter físico: a unidade pode estar parada, operando à carga mínima, operando à carga máxima ou, ainda, operando a cargas intermediárias entre a mínima e a máxima.

Diversos outros fatores^[8] influenciam na vazão de carga que a unidade está efetivamente operando em um dado momento. Ainda que usualmente se procure operar à carga máxima durante todo o tempo, desvios de até 2,5% na vazão de carga de uma unidade de destilação atmosférica são facilmente observados na prática industrial. Ou seja, o processamento também é uma variável de características aleatórias dentro de certos intervalos.

Finalmente, os volumes em estoque também podem variar dentro de certos intervalos impostos pelas características físicas dos tanques: de zero até o volume máximo disponível para armazenamento, resultante da soma das capacidades individuais dos tanques destinados ao armazenamento de cada óleo.

⁸ Viscosidade e massa específica do petróleo sendo processado e altura instantânea de petróleo no tanque cujo óleo está sendo enviado à unidade para processamento são os principais fatores.

Os estoques também são fortemente influenciados por situações de contingência (ocorrências operacionais indesejadas no âmbito da própria refinaria, de outra refinaria do mesmo sistema, nos terminais, nos oleodutos, etc.) e pela política de estoques da empresa: não raro, os estoques das refinarias são elevados visando à minimização de sobre-estadias de navios nos terminais. Em outras ocasiões constata-se situação inversa, na qual os estoques para processamento nas próprias refinarias do sistema podem ser reduzidos a valores bastante baixos porque, por exemplo, a oportunidade de comercializar o petróleo traga condições financeiras mais favoráveis.

Em suma, níveis de estoques, de processamentos e de fluxos nos dutos são, certamente, variáveis aleatórias, em maior ou menor grau. A análise da determinação do estoque de segurança de petróleo em uma refinaria leva em conta o impacto que as oscilações em cada uma dessas variáveis tem no resultado final, que é o estoque operacional em condições de processamento.

A ferramenta escolhida para avaliação das variações é o método de Monte Carlo, por se tratar de método simples, eficiente e consagrado na área das análises de riscos. O método de Monte Carlo, resumidamente, consiste na geração de números aleatórios independentes para cada uma das variáveis das equações dependentes e a análise estatística (curvas de distribuição de probabilidades) dos resultados dessas equações. Os números aleatórios gerados para cada variável independente seguem as distribuições de probabilidade características de cada uma dessas variáveis, dentro dos intervalos esperados para cada variável.

O histórico, a descrição e maiores considerações sobre o método de Monte Carlo encontram-se nos anexos desta dissertação (capítulo 11).

3.3. O sistema utilizado neste trabalho

O método que foi empregado neste trabalho é o mais simples dos métodos de Monte Carlo, conhecido na literatura como Monte Carlo direto (MCD) ou método de Monte Carlo da “força bruta”, segundo a definição um tanto pejorativa de Abken (2000).

Dados o pequeno porte e a formulação matemática simplificada do problema, o método MCD será o empregado, por sua simplicidade, elevada confiabilidade – uma vez que é largamente empregado para as mais diversas situações desde a sua divulgação – e também pela baixa utilização de recursos computacionais.

Para algumas aplicações mais elaboradas e específicas, de maior complexidade ou simplesmente com modelo matemático de maior tamanho, os tempos computacionais para resolução do problema pelo método de Monte Carlo direto podem se tornar significativamente grandes, mesmo com a utilização de computadores de elevadas capacidades de processamento atualmente disponíveis. Fishman (1996) aborda vários tópicos do método de Monte Carlo, como a simulação de eventos discretos (e seu relacionamento com as cadeias de Markov), análise de perturbações infinitesimais, métodos de reamostragem, amostragem em um ambiente de processadores distribuídos, etc.

Para esses casos maiores e/ou mais complexos existem variações no método que visam à diminuição dos tempos de cálculo. Um dos mais conhecidos é o que utiliza uma série de Taylor truncada até a segunda ordem, também conhecida como Monte Carlo delta-gama (MCDG), para estimar o valor da função à medida que se varia aleatoriamente apenas uma de suas variáveis de cada vez. Esta alternativa é bastante comum nas análises de risco de aplicações financeiras nas quais a cesta de ativos seja composta por muitos itens diferentes.

Com a utilização disseminada de microcomputadores com elevada capacidade de processamento os métodos de determinação do grau de risco da política de redução de estoques de petróleo cru em refinarias e terminais puderam ser calculados de maneira mais elaborada e científica.

O *software* utilizado nas simulações foi o *Crystal Ball* 2000.2 versão 5.2, que na verdade constitui-se em um mero suplemento de outro programa de computador, o Microsoft Excel. O *Crystal Ball* 2000.2 versão 5.2 é um programa de uso simples e, não obstante, bastante poderoso, dotado de bons recursos visuais e uma boa interface com o usuário, constituindo-se em

excelente ferramenta de análise de riscos, especialmente para problemas de pequeno porte, como o estudado neste trabalho. Todavia, o uso do programa *Crystal Ball* ou sucedâneos é opcional: todas as simulações poderiam ter sido conduzidas diretamente no ambiente de planilhas eletrônicas do próprio Microsoft Excel, utilizado o programa apresentado por Fishman (1996) em seu livro, disponível na Internet^[9] para ser baixado de forma pública ou, ainda, ter sido desenvolvido um programa de computador específico.

Também foi utilizado o programa *Curvexpert* versão 1.37 para a regressão dos dados de histogramas à forma gaussiana, fornecendo os resultados que permitiram analisar de forma rápida e direta a qualidade do ajuste proposto aos dados.

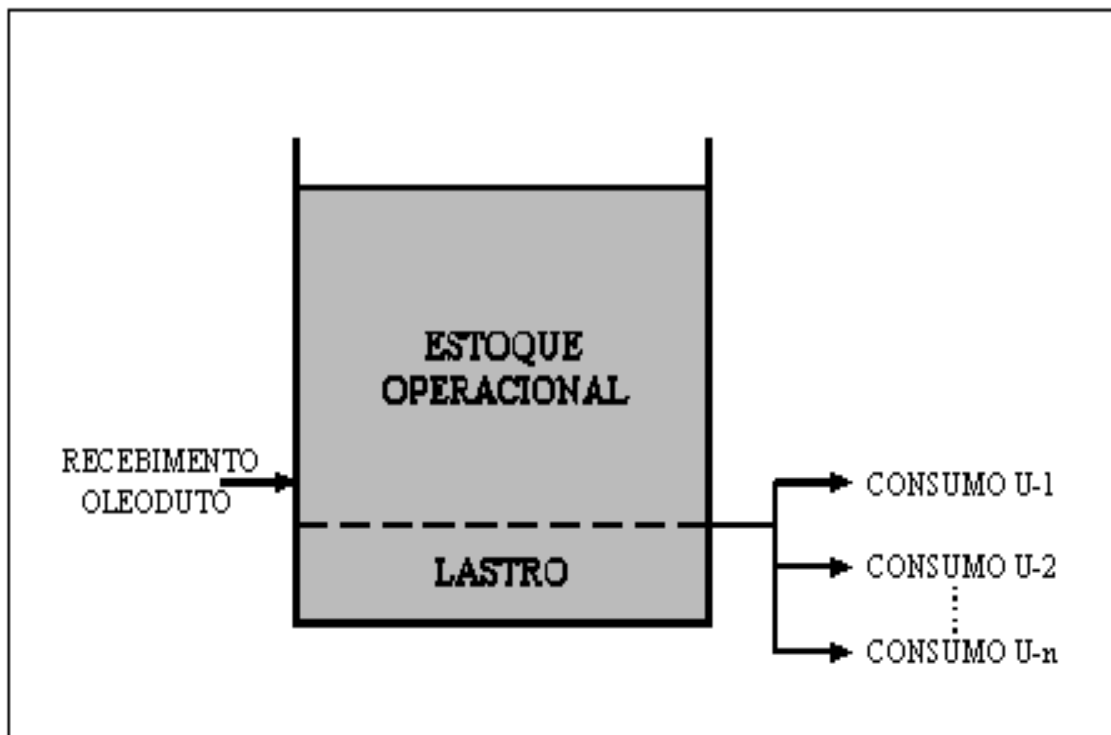
3.4. Desenvolvimento do modelo matemático

Com o intuito de simplificação da abordagem, todo o parque de tanques de petróleo da refinaria em estudo está sendo assumido como apenas um único tanque, atipicamente sujeito de forma simultânea às operações de recebimento e envio para processamento nas unidades de destilação atmosférica^[10]. Esquemáticamente tem-se o que é mostrado na figura a seguir:

⁹ Programa disponível no servidor de FTP da Universidade da Carolina do Norte no endereço eletrônico: <ftp://ftp.or.ncu.edu>, diretório *pub/monte_carlo/ibmpc*.

¹⁰ Este tipo de operação, na qual ocorre recebimento e envios simultâneos, é conhecida como operação pulmão e é incomum em refinarias de petróleo uma vez que normalmente não há garantias quanto à homogeneidade do produto e freqüentemente tampouco é possível garantir a qualidade extrínseca do petróleo sendo recebido e simultaneamente processado.

Figura 3-1: Diagrama esquemático simplificado da tancagem de petróleo da refinaria



A equação que define o balanço material de produto no interior desse tanque – uma equação de balanço material similar a um balanço de massa, porém em base volumétrica – é dada por:

$$V_R + E_T^I - E_T^F - \sum C_{U_i} = 0 \quad \text{eq. 3-1}$$

Na equação precedente os termos são:

V_R	Volume recebido (reposição) de oleoduto
E_T^I	Volume do estoque total inicial do tanque
E_T^F	Volume do estoque total final do tanque
C_{U_i}	Volume consumido (demanda) na unidade de processo i

Observação: Na equação anterior as unidades dimensionais dos termos são compatíveis entre si: apesar de existirem parcelas que têm unidades de volume e outros que têm unidades de vazão (volume/tempo), a base

de tempo em todos os casos é a mesma, logo as vazões diárias estão expressas em volumes.

O volume de estoque total E_T (inicial ou final) é soma de duas parcelas: o volume do estoque do lastro V_L com o volume do estoque operacional E_{OP} :

$$E_T = V_L + E_{OP} \quad \text{eq. 3-2}$$

Substituindo apropriadamente E_T^I e E_T^F (estoque total inicial e estoque total final, respectivamente) definidos acima na eq. 3-1, tem-se:

$$V_R + E_{OP}^I + V_L^I - E_{OP}^F - V_L^F - \sum C_{U_i} = 0 \quad \text{eq. 3-3}$$

Como o volume do lastro do tanque é constante, unicamente dependente das características geométricas e construtivas do tanque, os volumes do lastro inicial e final (V_L^I e V_L^F) são rigorosamente iguais, permitindo simplificar a eq. 3-3 para a seguinte forma:

$$V_R + E_{OP}^I - E_{OP}^F - \sum C_{U_i} = 0 \quad \text{eq. 3-4}$$

O estoque operacional E_{OP} , inicial ou final, pode também ser desmembrado na soma de duas parcelas: o estoque operacional especificado para processamento imediato e a parcela que apresenta déficit de qualidade e não pode ser processado sem antes ser tratada:

$$E_{OP} = E_{OK} + D_Q \quad \text{eq. 3-5}$$

Onde E_{OK} é o estoque operacional especificado (pronto para processamento imediato) e D_Q é a parcela do volume de petróleo que apresenta deficiência de qualidade.

Substituindo, apenas no caso do estoque final, a eq. 3-5 na eq. 3-4 tem-se que:

$$V_R + E_{OP}^I - (E_{OK}^F + D_Q^F) - \sum C_{U_i} = 0 \quad \text{eq. 3-6}$$

Com o que se chega à equação abaixo, após rearranjo da equação prévia:

$$E_{OK}^F = E_{OP}^I + V_R - D_Q^F - \sum C_{U_i} \quad \text{eq. 3-7}$$

Como os dados de estoque e qualidade utilizados neste trabalho se referem sempre à situação do fechamento de cada período, o índice F , até agora utilizado para indicar a situação final, será suprimido das equações. O índice I será mantido para indicar que o estoque operacional indicado refere-se ao estoque operacional de abertura (início) do período em consideração.

Assim, a eq. 3-7 pode ser finalmente reescrita como:

$$E_{OK} = E_{OP}^I + V_R - D_Q - \sum C_{U_i} \quad \text{eq. 3-8}$$

Salienta-se que o estoque operacional de abertura (E_{OP}^I) do dia n é exatamente igual ao estoque operacional de fechamento do dia anterior, dia $n-1$.

Neste trabalho, os dados de petróleo com problemas de qualidade são expressos como uma fração do petróleo recebido. Deste modo, o termo D_Q pode ser escrito como uma função do volume de óleo recebido:

$$D_Q = F(V_R) \quad \text{eq. 3-9}$$

E a eq. 3-8 pode ser finalmente reescrita como

$$E_{OK} = E_{OP}^I + V_R - \sum C_{U_i} - F(V_R) \quad \text{eq. 3-10}$$

A função apresentada na eq. 3-9, estabelecendo a relação entre o volume recebido e o volume de petróleo com deficiência de qualidade, não é conhecida do ponto de vista determinístico. Nem tampouco é necessário conhecê-la de antemão uma vez que neste trabalho não se busca uma solução determinística para o problema.

Já do ponto de vista estocástico a função $F(V_R)$ da eq. 3-9 “já é conhecida”, posto que se conhece sua curva de distribuição de probabilidades – conforme será tratado na seção 4.2.8.

Por uma questão de compatibilidade das dimensões das equações precedentes a unidade de $F(V_R)$ deve ser de volume, como as demais parcelas: o volume de petróleo com deficiência de qualidade é uma fração do volume de petróleo recebido na refinaria.

Na refinaria do estudo de caso de aplicação deste modelo matemático aqui desenvolvido há duas unidades de destilação de petróleo. Assim, o termo com o somatório da eq. 3-10 pode ser adequadamente substituído:

$$E_{OK} = E_{OP}^I + V_R - C_{U_1} - C_{U_2} - F(V_R) \quad \text{eq. 3-11}$$

Na equação precedente as parcelas C_{U_1} e C_{U_2} representam as taxas de consumo (demandas) de petróleo nas duas unidades de destilação da refinaria.

A eq. 3-11 será utilizada nas simulações realizadas neste trabalho em conjunto com os dados da seção 3.5.

3.5. Dados utilizados nas simulações

Nesta seção serão discutidos os dados a serem utilizados no modelo para as simulações de Monte Carlo. As análises passam pela escolha dos dados a

serem empregados nas equações do modelo, descritas previamente. Igualmente são abordadas as origens dos dados, os tratamentos preliminares ao quais as séries de dados históricos foram submetidas e, finalmente, pela avaliação sobre quais as funções de distribuição que melhor correspondem às dispersões dos dados – um ponto de vital importância no método de Monte Carlo (Kautt e Wieland, 2001).

No caso das análises sobre quais os tipos de distribuições que os dados apresentam, essas se baseiam em conceitos estatísticos: testes de hipóteses (mais especificamente: teste χ^2), coeficiente de correlação, erro padrão, etc.

Ainda que o método de Monte Carlo permita que as simulações sejam realizadas a partir de estimativas para as variáveis independentes envolvidas na análise de interesse, neste trabalho estarão sendo utilizados dados históricos reais.

Esses dados são compostos majoritariamente de volumes de petróleo estocado em uma refinaria (tanto o estoque bruto e como o estoque operacional), volumes de petróleo recebido e volumes de petróleo processados nas unidades de destilação da refinaria durante todo o ano de 2001, tabulados dia a dia.

Todos as séries de dados mencionadas no parágrafo anterior foram obtidos no Banco de Dados de Estoque, Movimentação e Qualidade – BDEMQ – da Petrobrás e encontram-se listados de forma resumida e completa nos anexos (capítulo 10).

Os dados referentes à qualidade do petróleo recebido^[11] também se referem ao ano de 2001, sendo, todavia, de frequência mensal e não diária: há, portanto, apenas 12 dados disponíveis para o ano de 2001.

Os dados relativos à qualidade do petróleo são aqueles informados pela refinaria do estudo à gerência de qualidade da área de Abastecimento da Petrobrás e se referem à qualidade do petróleo efetivamente recebido. Estes dados de qualidade também se encontram tabelados nos anexos deste trabalho.

¹¹ Qualidade extrínseca, avaliada somente do ponto de vista do teor de BSW no petróleo recebido do terminal marítimo que expede petróleo para a refinaria.

3.5.1. Tratamentos preliminares nos dados

O ano de 2001 foi propositalmente escolhido uma vez que se trata de um histórico recente e, principalmente, porque nesse ano não houve paradas planejadas^[12] para manutenção das unidades de destilação^[13] ou no oleoduto de recebimento de petróleo.

A grande massa de dados disponíveis para o processamento nas unidades de destilação atmosférica necessita de algum tratamento prévio, como o expurgo de alguns pontos em cada uma das séries, uma vez que houve reduções de carga nas unidades sem que tivessem sido planejadas, tipicamente causadas por:

- Paradas de equipamentos para manutenção precocemente – descumprimento dos prazos de campanha planejados;
- Movimento grevista – observado no período compreendido entre o final do mês de outubro e o início do mês de novembro do ano de 2001;
- Erro de medição – quer se trate de medição automática ou manual;
- Erro de lançamento (abertura) de operação;
- Erro de apropriação;
- Outros erros de diversas naturezas.

Em uma abordagem mais complexa do problema essas variáveis acima arroladas, dentre outras, poderiam ser contempladas nas modelagens conceitual e matemática do problema, minimizando ou até mesmo dispensando esta etapa de tratamento dos dados. Várias dessas variáveis apresentam fortes indícios de serem aleatórias: os erros de abertura de operação, os erros de medição manual, os erros de apropriação e os erros de naturezas diversas. Outras variáveis como aquelas relacionadas às falhas dos equipamentos ou

¹² Parada planejada é a interrupção realizada na produção das unidades de processo, em intervalos regulares de tempo, cuja programação foi realizada com antecedência – em alguns casos essa antecedência pode chegar a vários anos - visando à manutenção preventiva e/ou corretiva em seus equipamentos.

¹³ Houve redução de carga significativa em uma das unidades de destilação no mês de janeiro/2001 devido à ocorrência de coqueamento em um de seus fornos atmosféricos.

qualidade das medições automáticas poderiam ser tratadas em função da análise retrospectiva dos seus históricos, por exemplo.

Também o recebimento de petróleo se apresentou atipicamente menor que o usual em certos períodos, quer por problemas externos à refinaria (a ocorrência mais freqüente foi por problemas em equipamentos no terminal marítimo ou na estação de recalque) ou ainda para se adequar ao baixo consumo na própria refinaria, pelas mesmas razões expostas anteriormente para as unidades de processo.

3.5.1.1. Dados de recebimento de petróleo

Nos dados de recebimento de petróleo foram expurgados aqueles em que o volume recebido no dia tenha sido inferior a 40 000 m³, que corresponde a aproximadamente 70% da capacidade nominal de recebimento pelo oleoduto de petróleo. O valor 40 000 m³ foi escolhido porque apenas uma pequena parcela dos dados apresentaram volume inferior a este valor.

3.5.1.2. Dados de processamento nas unidades de destilação

Nos dados de processamento nas unidades de destilação atmosférica U-200 e U-200A) foram desconsiderados aqueles que eram menores que 24 000 m³/d.

Aqui também apenas em uma parcela pequena do período o processamento foi inferior a este patamar, ainda assim por ocorrências indesejáveis nas unidades, uma vez que nenhuma campanha específica conduzida nas unidades demanda redução de carga.

3.5.2. Independência entre as séries de dados

Um dos pontos principais no método de Monte Carlo diz respeito à independência que as séries de dados devem guardar entre si. Tanto Nawrocki (2001) como Kautt e Wieland (2001) mencionam em seus trabalhos que, dentre outros fatores, as séries de dados não podem ser correlacionadas entre si. A condição de correlação zero é ideal, sendo inatingível na prática. Não sendo os

dados independentes entre si, prosseguem os autores, o método de Monte Carlo pode apresentar resultados deficientes, em maior ou menor grau.

As séries de dados, ainda brutos, sem os expurgos mencionados previamente, foram analisados com a ferramenta CORRELAÇÃO do Microsoft Excel, que resulta no coeficiente de correlação entre as séries de dados. O coeficiente de correlação entre duas séries de dados é um valor único e adimensional, expresso pela razão entre a co-variância pelo produto dos desvios padrões de cada série (Lapponi, 1997):

$$r_{XY} = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y} \quad \text{eq. 3-12}$$

Onde r_{XY} é o coeficiente de correlação entre as séries de dados X e Y, $Cov(X,Y)$ é a co-variância entre essas séries de dados e σ_X e σ_Y são os desvios padrões das séries X e Y, respectivamente.

O teste de correlação foi realizado com os dados brutos já que todas as séries de dados envolvidas precisam ter o mesmo número de elementos: 365 no caso – uma para cada dia do ano de 2001.

A tabela a seguir resume as correlações obtidas entre as séries de dados:

Tabela 3-1: Correlações entre as séries de dados

	Consumo U-200	Consumo U-200A	Recebimento de oleoduto	Estoque operacional de fechamento	Estoque bruto de fechamento
Consumo U-200	1,0000				
Consumo U-200A	0,0009	1,0000			
Recebimento de oleoduto	0,1902	0,0729	1,0000		
Estoque operacional de fechamento	0,0432	0,0445	0,1305	1,0000	
Estoque bruto de fechamento	0,0697	0,0671	0,1349	0,9961	1,0000

Observa-se que, estatisticamente, as séries de dados são bastante independentes entre si: os coeficientes de correlação são todos menores que

0,2. Ainda que não existam critérios rígidos que estabeleçam a partir de qual valor do coeficiente de correlação existe a certeza da correlação entre os dados, certamente valores da ordem de 0,2 podem ser considerados muito pequenos, explicitando a baixa correlação entre as séries de dados^[14] (Spiegel, 1974).

A exceção reside na forte correlação entre o estoque final operacional e o estoque final bruto: o coeficiente de correlação r é igual a 0,9961. Esta correlação é perfeitamente aceitável – e, na verdade, totalmente esperada – uma vez que a diferença entre estoque bruto e estoque operacional é apenas o volume de petróleo imobilizado em lastros de tanques. Esse volume é fixo a menos que algum tanque seja retirado de operação ou que retorne à operação ao longo do período coberto na análise.

A ocorrência de lastreamentos e/ou deslastreamentos de tanques de petróleo durante o período em análise e erros de várias naturezas – abordados no item 3.5.1 – podem ter sido os responsáveis pelo fato de o coeficiente de correlação entre o estoque final operacional e o estoque final bruto não ser exatamente igual a 1.

3.6. Dispersão dos dados

Um aspecto abordado por Kautt e Wieland (2001) diz respeito ao tipo de distribuição (dispersão) que os dados a serem utilizados no método de Monte Carlo apresentam, sejam eles experimentais ou não. Segundo os autores, uma fonte de introdução de grandes erros no método de Monte Carlo é justamente a utilização de curvas de distribuição indevidas para a dispersão dos dados.

Kautt e Wieland argumentam que nos estudos relacionados às análises de investimentos existe uma tendência natural pela utilização de distribuições normais para a dispersão das variáveis, mas que no geral, na área financeira, o comportamento gaussiano nas dispersões dos valores de ativos é bastante atípico e improvável.

¹⁴ De uma forma geral, coeficientes de correlação pequenos como 0,2 levam os testes de hipóteses a indicar que se deve aceitar a hipótese que não existe correlação entre as séries de dados.

A quantidade de dados disponíveis em cada série é bastante grande do ponto de vista estatístico: à exceção dos dados relacionados à qualidade do petróleo, todas as demais séries de dados têm pelo menos trezentos pontos cada uma. Segundo o teorema do limite central, à medida que o número de dados (o tamanho da amostra) aumenta, a dispersão desses dados tende à distribuição normal, independente de qual seja a sua distribuição original (Fonseca, 1978).

3.7. Conclusões

Neste capítulo foram abordados: a metodologia que foi empregada no trabalho, a formulação teórica do problema, o desenvolvimento do modelo matemático, a análise da independência entre as séries de dados e a descrição dos tratamentos aos quais esses dados foram submetidos no estudo de caso. Adicionalmente, fez-se uma breve introdução do método de Monte Carlo e de sua variante, o hipercubo latino.

No capítulo a seguir os dados do caso em estudo estarão sendo analisados e submetidos aos tratamentos aqui descritos.

4. ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS

4.1. Introdução

Nesta segunda parte da dissertação foram aplicados os conceitos descritos na metodologia para um estudo de caso específico: a avaliação dos riscos associados à redução de estoques de petróleo na Refinaria de Paulínia – REPLAN, do sistema Petrobrás.

Para tanto, nesta etapa são apresentadas a descrição e análise de como se procedeu a simulação. No capítulo seguinte são realizadas a análise e o tratamento dos dados e, no capítulo subsequente, os resultados obtidos com as simulações são discutidos.

4.2. Tratamento dos dados

O pré-tratamento nas séries de dados visa à eliminação de dados espúrios ou pouco representativos da realidade operacional da refinaria. A seguir, as distribuições dos dados foram testadas para validar a hipótese de que são distribuições normais. Os testes para análise do ajustamento ao perfil gaussiano de distribuição serão conduzidos através de duas formas distintas: regressão dos dados obtidos de histograma e análise direta sobre os dados pré-tratados.

4.2.1. Análise dos dados via histograma

Os dados são transformados em histogramas, utilizando-se a ferramenta HISTOGRAMA do Microsoft Excel. Os histogramas são gráficos de barras verticais que representam os resultados das tabelas de freqüências ou da distribuição de freqüências. Histogramas sempre representam as freqüências de distribuição dos dados, mas não representam os dados em si (Lapponi, 1997).

Na etapa seguinte, os dados obtidos do histograma são regredidos, através do programa de computador *Curvexpert* versão 1.37, à forma da seguinte equação gaussiana:

$$y(x) = a \cdot e^{\frac{-(b-x)^2}{2 \cdot c^2}} \quad \text{eq. 4-1}$$

e se avalia a qualidade da regressão pela análise do coeficiente de correlação (r) e do seu erro padrão (S).

4.2.2. Análise direta dos dados tratados

Para a análise direta dos dados tratados utilizou-se o recurso de ajuste de distribuições que o programa *Crystal Ball* 2000.2 versão 5.2 dispõe. Esta ferramenta cria um *ranking* com as distribuições que melhor correspondem à massa de dados (escolhidas entre as distribuições normal, triangular, lognormal, uniforme, de Weibull, exponencial, beta, gama, pareto, logística e do valor extremo).

A escolha do melhor ajuste pode ser feita pelo teste do mínimo χ^2 , pelo método de Kolmogorov-Smirnov ou ainda pelo método de Anderson-Darling.

Em linhas gerais, o ajuste pode ser considerado adequado, segundo os diferentes critérios, quando:

- Método χ^2 : O valor-p do ajuste for maior que 0,5
- Kolmogorov-Smirnov: Valor do teste for menor que 0,03
- Anderson-Darling: Valor do teste for menor que 1,5

4.2.3. Série de dados de processamento de petróleo na U-200

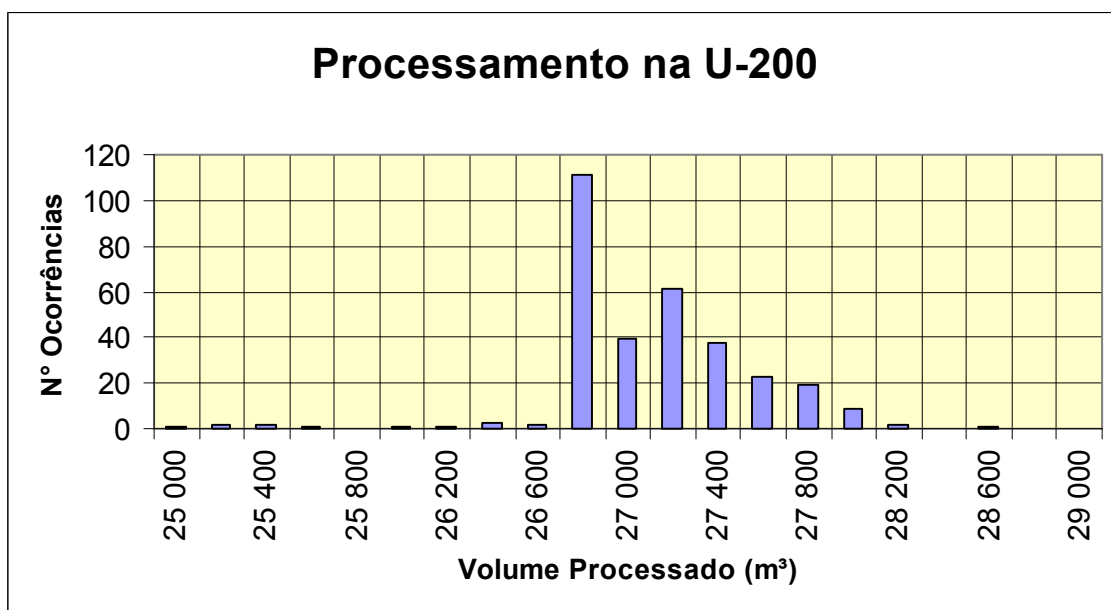
Conforme preconizado previamente na seção 3.5.1.2, a série de dados de processamentos na U-200 teve expurgados os valores inferiores a 24 000 m³/d, tendo restado 320 dados.

Esses dados foram analisados em um histograma de 24 faixas, cobrindo o intervalo de vazões indo de 24 000 m³/d até 28 600 m³/d com intervalos de 200 m³/d. Os resultados do histograma estão tabelados a seguir:

Tabela 4-1: Frequência de processamento na U-200

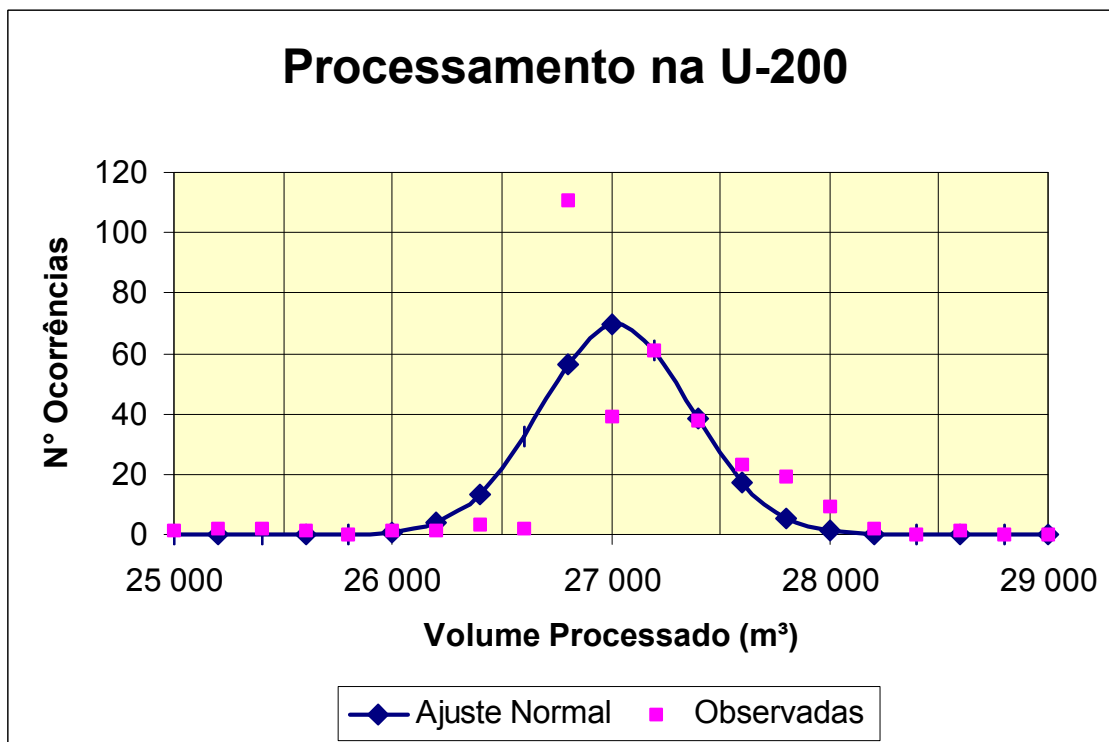
Faixa de Processamento (m ³ /d)	Nº de Ocorrências (Frequência)	% Cumulativo
24 000	0	0,00%
24 200	0	0,00%
24 400	1	0,31%
24 600	3	1,25%
24 800	0	1,25%
25 000	1	1,56%
25 200	2	2,19%
25 400	2	2,81%
25 600	1	3,13%
25 800	0	3,13%
26 000	1	3,44%
26 200	1	3,75%
26 400	3	4,69%
26 600	2	5,31%
26 800	111	40,00%
27 000	39	52,19%
27 200	61	71,25%
27 400	38	83,13%
27 600	23	90,31%
27 800	19	96,25%
28 000	9	99,06%
28 200	2	99,69%
28 400	0	99,69%
28 600	1	100,00%

Figura 4-1: Histograma de processamento na U-200



A despeito da ocorrência de 111 pontos – aproximadamente 35% do total – em uma faixa estreita de vazão, de 26 600 a 26 800 m³/d, o ajuste que melhor representa os dados do histograma é a curva gaussiana, conforme mostrado no gráfico a seguir, comprovando ser a distribuição normal uma aproximação bastante boa para estes dados.

Figura 4-2: Gráfico de processamento na U-200



Os parâmetros obtidos da regressão, a partir dos dados do histograma, para o ajuste gaussiano proposto na eq. 4-1 são:

a	b	c	r	S
69,62	27 024	343,29	0,8274	13,72

Já a regressão diretamente sobre a série de dados tratados mostrou os seguintes resultados:

μ	σ	χ^2	KS	AD
26 967	534,63	0,0000	0,2246	10,1134

Apesar de os resultados dos testes χ^2 , KS e AD não indicarem o ajuste normal aos dados, o coeficiente de correlação r do ajuste é suficientemente próximo de 1, indicando que o ajuste normal pode ser utilizado.

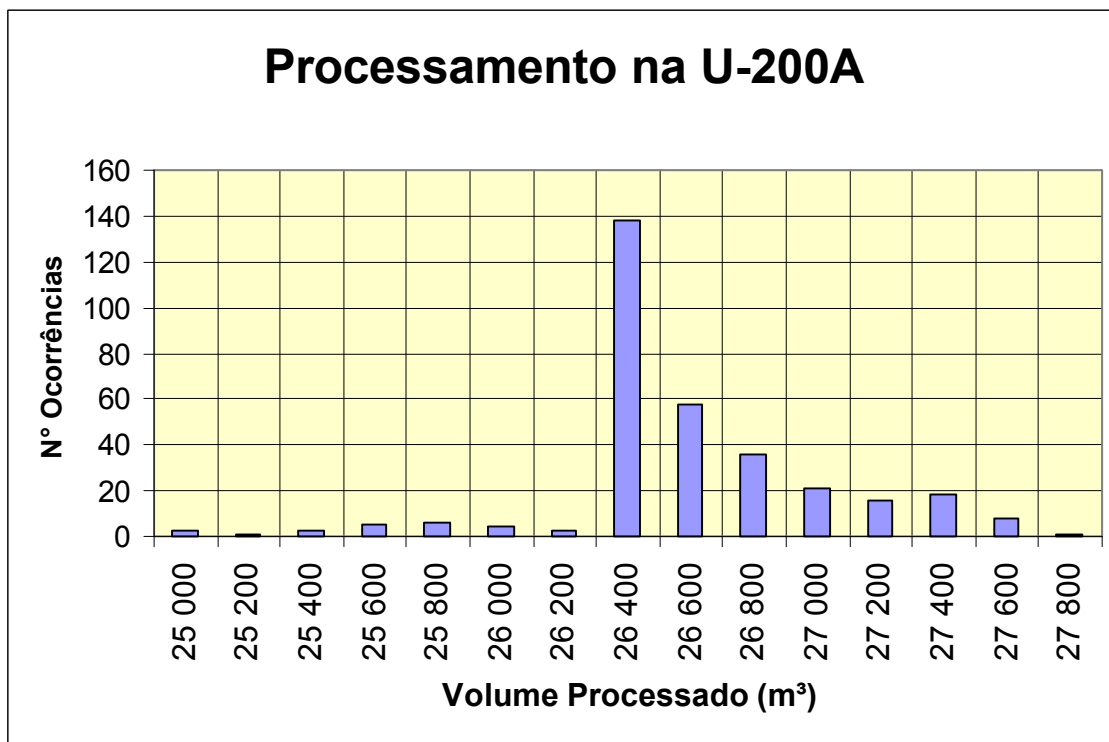
4.2.4. Série de dados de processamento de petróleo na U-200A

Os dados de envio de petróleo para a U-200A foram analisados em um histograma de 26 faixas, cobrindo o intervalo de vazões de 24 000 m³/d até 29 000 m³/d com intervalos de 200 m³/d. Os resultados do histograma estão tabelados e dispostos em gráfico a seguir:

Tabela 4-2: Frequência de processamento na U-200A

Faixa de Processamento (m ³ /d)	Nº de Ocorrências (Frequência)	% Cumulativo
24 000	0	0,00%
24 200	1	0,30%
24 400	0	0,30%
24 600	3	1,20%
24 800	4	2,40%
25 000	3	3,30%
25 200	3	4,20%
25 400	1	4,50%
25 600	3	5,41%
25 800	5	6,91%
26 000	6	8,71%
26 200	4	9,91%
26 400	3	10,81%
26 600	138	52,25%
26 800	58	69,67%
27 000	36	80,48%
27 200	21	86,79%
27 400	16	91,59%
27 600	18	97,00%
27 800	8	99,40%
28 000	1	99,70%
28 200	0	99,70%
28 400	0	99,70%
28 600	0	99,70%
28 800	0	99,70%
29 000	1	100,00%

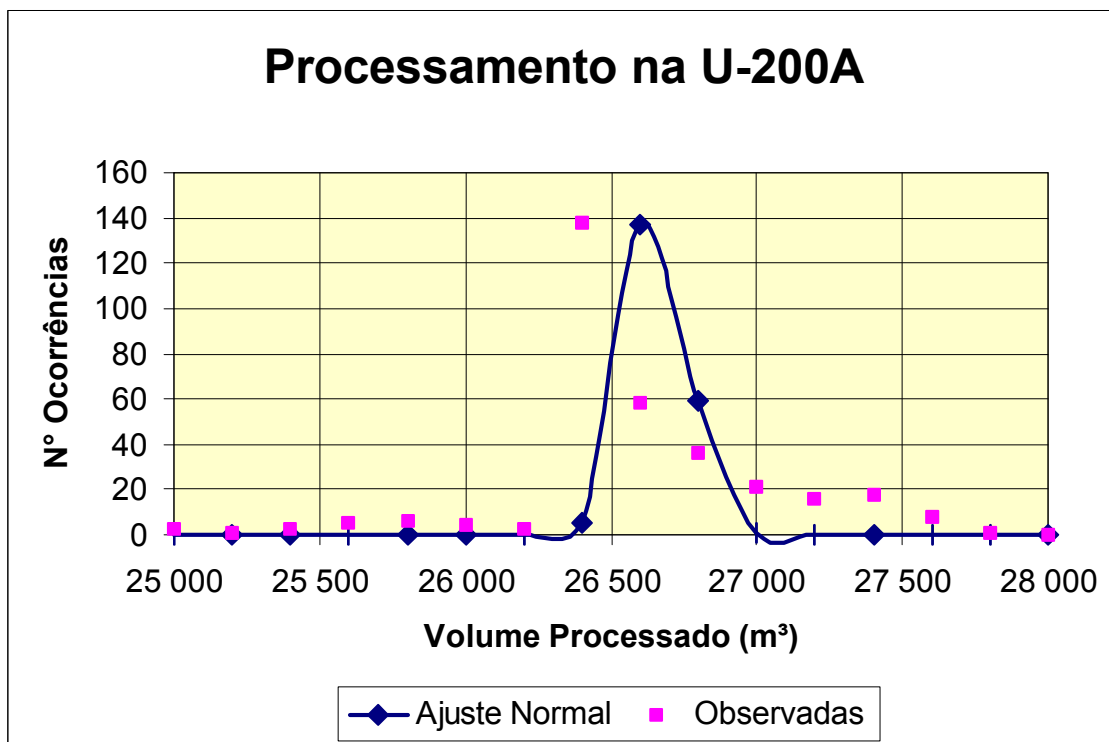
Figura 4-3: Histograma de processamento na U-200A



Nesta distribuição novamente se observa forte concentração de pontos em um intervalo estreito de vazões: 138 pontos – aproximadamente 42% do total – em uma faixa de vazões compreendida entre 26 600 a 26 800 m³/d.

O ajuste que melhor representa os dados do histograma é, mais uma vez, a curva gaussiana, conforme mostrado no gráfico a seguir, comprovando ser a distribuição normal uma aproximação boa para os dados desta série.

Figura 4-4: Gráfico de processamento na U-200A



Os parâmetros obtidos da regressão, a partir dos dados do histograma, para o ajuste gaussiano proposto pela eq. 4-1 são:

a	b	c	r	S
162,72	26 658	99,75	0,9378	10,41

Os dados acima, do ponto de vista estatístico, mostram que este ajuste é superior àquele conseguido com a série de dados de envio de petróleo à U-200.

Já a regressão diretamente sobre a série de dados mostrou os seguintes resultados:

μ	σ	χ^2	KS	AD
26 627	576,00	0,0000	0,2704	16,7325

Aqui mais uma vez se constata que, apesar de os resultados dos testes χ^2 , KS e AD não indicarem o ajuste normal aos dados (nem tampouco outro ajuste), o coeficiente de correlação r do ajuste é suficientemente próximo de 1, indicando que o ajuste normal pode ser utilizado.

4.2.5. Série de dados de recebimentos de oleoduto (Osvat-30")

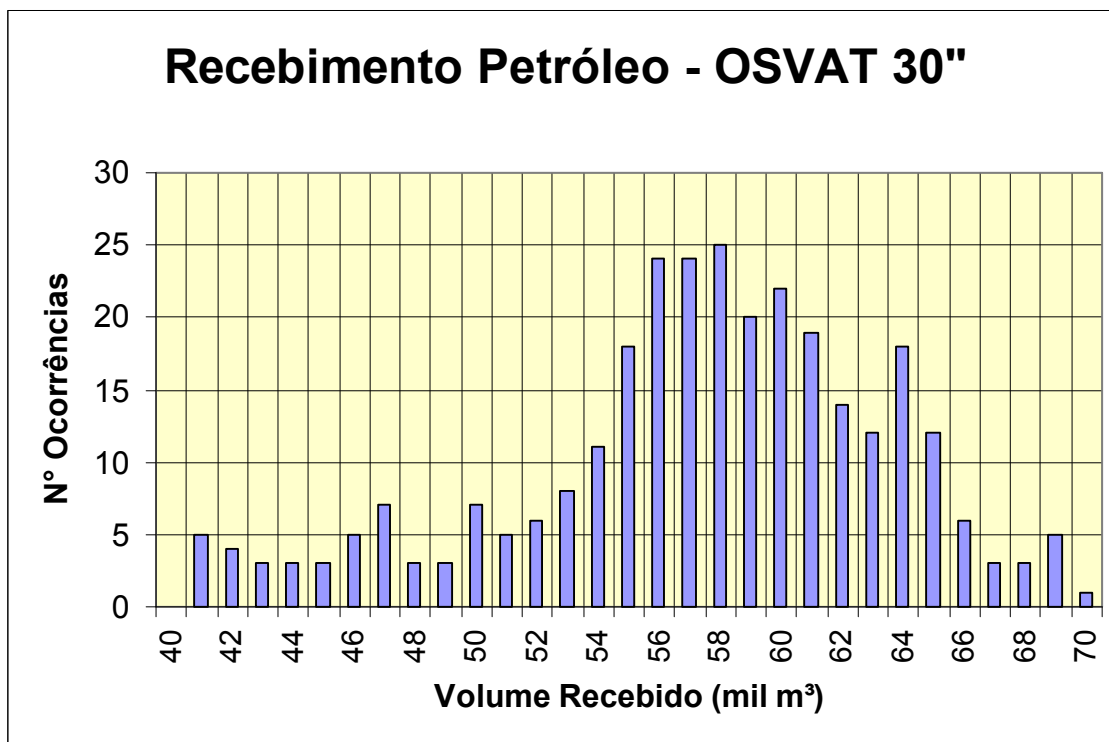
Os dados de recebimentos de petróleo pelo oleoduto Osvat-30" foram analisados em histograma de 32 faixas, cobrindo o intervalo de vazões cobrindo a faixa entre 40 000 m³/d e 71 000 m³/d com intervalos de 1 000 m³/d. Os resultados do histograma estão tabelados a seguir:

Tabela 4-3: Frequência de recebimento do oleoduto Osvat-30"

Faixa de Recebimento (m ³ /d)	N° de Ocorrências (Frequência)	% cumulativo
40 000	0	0,00%
41 000	5	1,66%
42 000	4	2,98%
43 000	3	3,97%
44 000	3	4,97%
45 000	3	5,96%
46 000	5	7,62%
47 000	7	9,93%
48 000	3	10,93%
49 000	3	11,92%
50 000	7	14,24%
51 000	5	15,89%
52 000	6	17,88%
53 000	8	20,53%
54 000	11	24,17%
55 000	18	30,13%
56 000	24	38,08%
57 000	24	46,03%
58 000	25	54,30%
59 000	20	60,93%
60 000	22	68,21%
61 000	19	74,50%
62 000	14	79,14%
63 000	12	83,11%
64 000	18	89,07%
65 000	12	93,05%
66 000	6	95,03%
67 000	3	96,03%
68 000	3	97,02%
69 000	5	98,68%
70 000	1	99,01%
71 000	3	100,00%

O histograma oriundo desta tabela é mostrado a seguir:

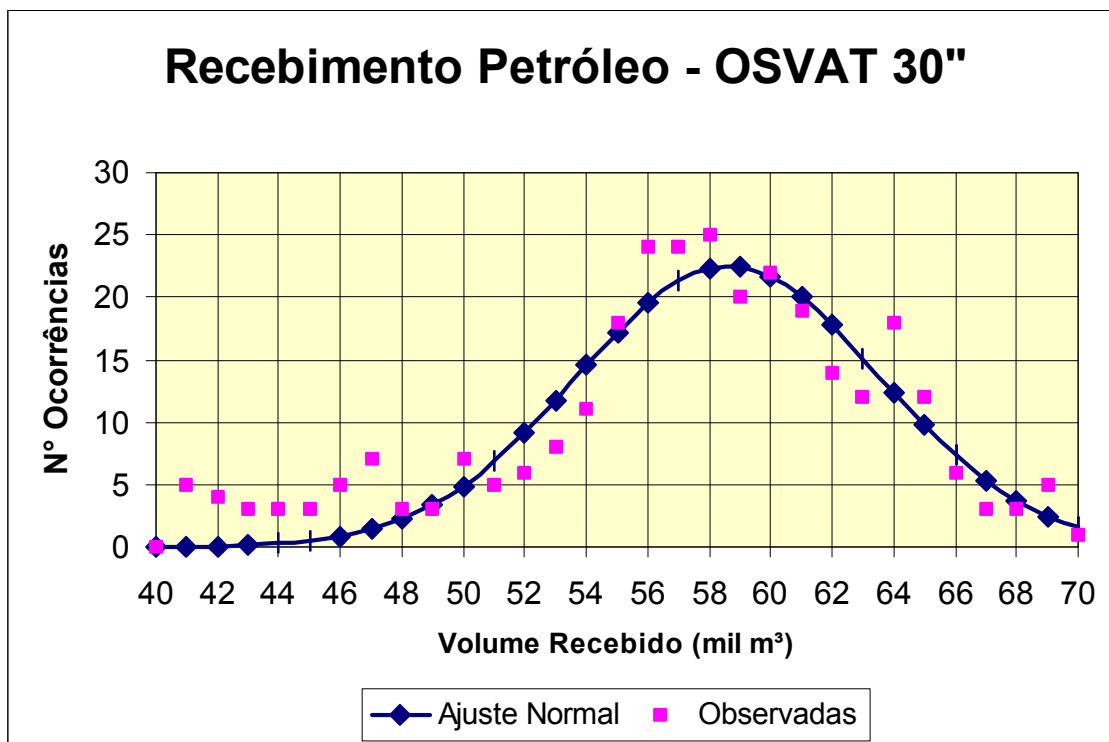
Figura 4-5: Histograma de recebimento do oleoduto Osvat-30"



Nesta distribuição não se observa concentração de dados em faixa estreita como ocorreu com os dados relativos ao processamento de petróleo nas U-200 e U-200A.

Do gráfico mostrado na Figura 4-1 é possível depreender-se ainda mais: a distribuição gaussiana dos dados é “visualmente melhor” que os dos dados anteriores – o característico perfil “chapéu de Napoleão” é bastante visível na curva.

Figura 4-6: Gráfico de recebimento do oleoduto Osvat-30"



Os parâmetros obtidos da regressão – a partir dos dados do histograma – para o ajuste gaussiano proposto pela eq. 4-1 são:

a	b	c	r	S
22,50	58 611	4927,62	0,9222	3,09

Já a regressão diretamente sobre a série de dados mostrou os seguintes resultados:

μ	σ	χ^2	KS	AD
56 963	6 319,12	0,0008	0,0906	2,9278

Outra vez os resultados dos testes χ^2 , KS e AD não asseguram que o ajuste proposto, gaussiano, é o mais indicado. Por outro lado, o coeficiente de correlação r do ajuste é bastante próximo de 1, indicando que o ajuste normal pode ser utilizado.

4.2.6. Série de dados de estoque bruto de fechamento

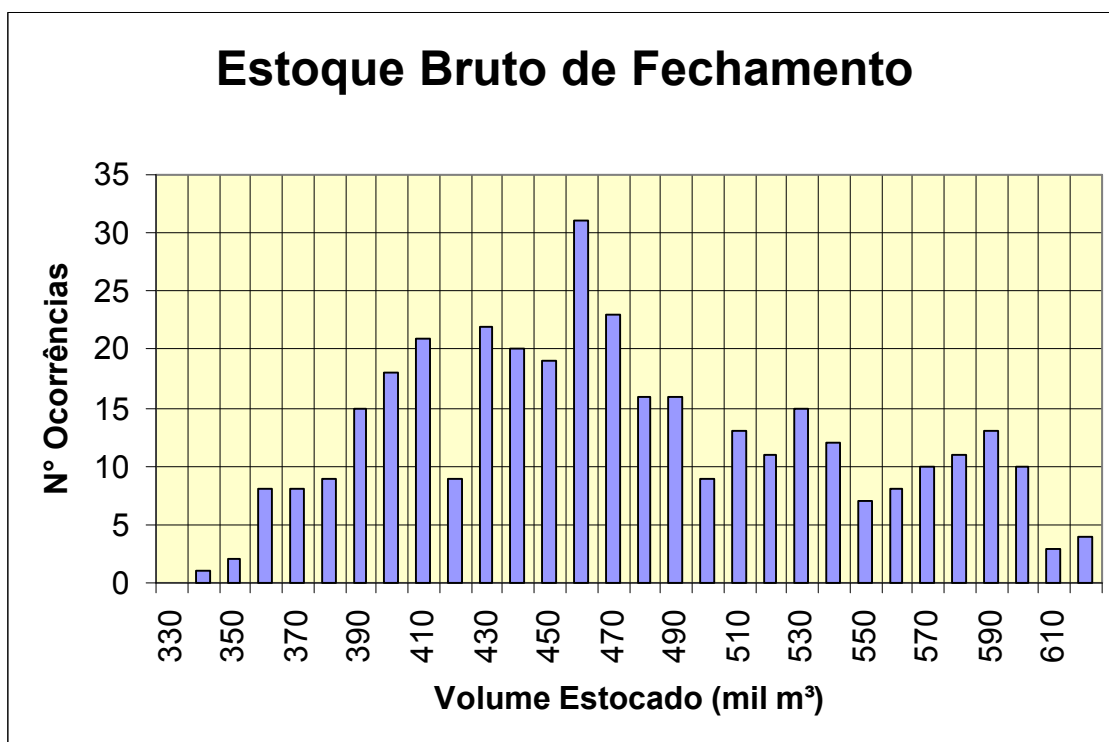
A série de dados referentes ao estoque bruto de fechamento (somatório do estoque operacional com o imobilizado em lastros dos tanques) não sofreu nenhum tipo de tratamento uma vez que o volume de estoque é decorrência dos recebimentos e dos envios às unidades (processamentos).

A análise por histograma do estoque bruto de fechamento cobriu a faixa de 330 000 m³ até 620 000 m³, com 29 intervalos de 10 000 m³ cada. A tabela e o histograma respectivos são:

Tabela 4-4: Frequência do estoque bruto de fechamento

Faixa de Estoque (m ³)	N° de Ocorrências (Frequência)	% cumulativo
330 000	0	0,00%
340 000	1	0,27%
350 000	2	0,82%
360 000	8	3,02%
370 000	8	5,22%
380 000	9	7,69%
390 000	15	11,81%
400 000	18	16,76%
410 000	21	22,53%
420 000	9	25,00%
430 000	22	31,04%
440 000	20	36,54%
450 000	19	41,76%
460 000	31	50,27%
470 000	23	56,59%
480 000	16	60,99%
490 000	16	65,38%
500 000	9	67,86%
510 000	13	71,43%
520 000	11	74,45%
530 000	15	78,57%
540 000	12	81,87%
550 000	7	83,79%
560 000	8	85,99%
570 000	10	88,74%
580 000	11	91,76%
590 000	13	95,33%
600 000	10	98,08%
610 000	3	98,90%
620 000	4	100,00%

Figura 4-7: Histograma de estoque bruto de fechamento



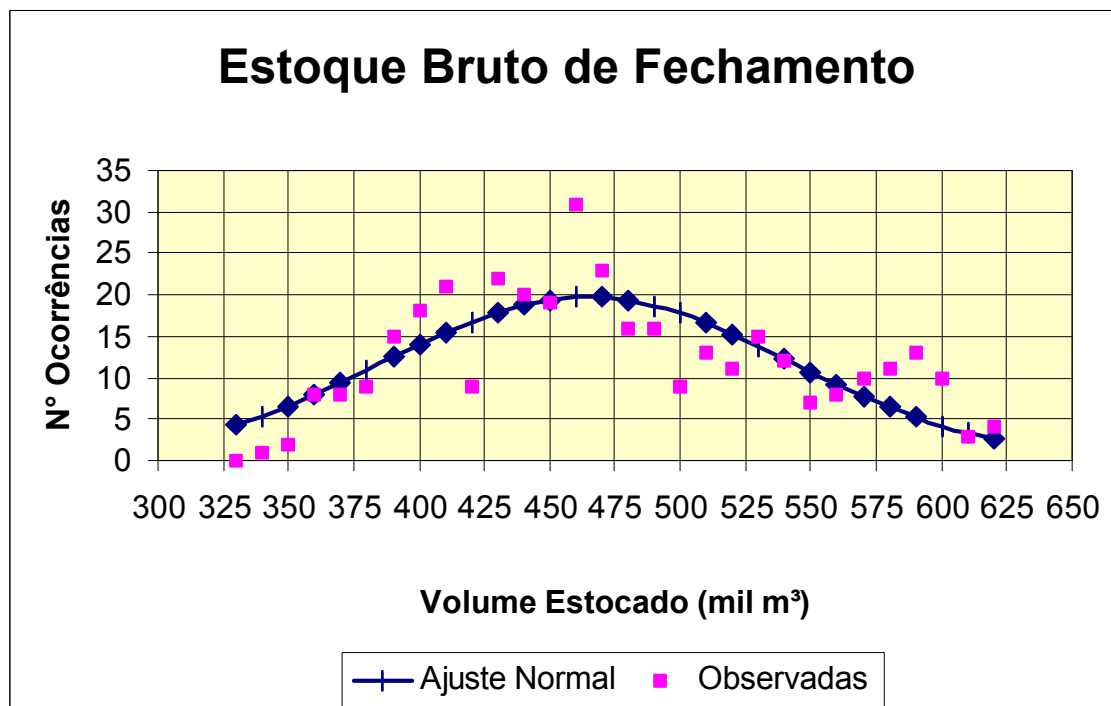
No caso específico desta série de dados observa-se um comportamento mais próximo do linear (constante) entre os valores de estoques brutos de fechamento entre 390 000 m³ e 600 000 m³, sugerindo que a função de distribuição de probabilidade pode, aproximadamente, ser representada por uma distribuição uniforme de probabilidades e não necessariamente por uma distribuição normal.

Assim, para esta série de dados em particular, estarão sendo analisadas ambas as possibilidades: o ajuste linear (apenas o termo constante) e o ajuste normal. O ajuste escolhido será aquele que apresentar maior correlação e menor erro padrão.

4.2.6.1. Proposta: ajuste normal

No gráfico a seguir estão dispostos os pontos e a curva de ajuste normal a esses dados:

Figura 4-8: Gráfico de ajuste gaussiano (normal)



Para a regressão baseada em dados do histograma, segundo a forma proposta na eq. 4-1, os valores das constantes a , b e c , o coeficiente de correlação r e o erro padrão S são:

a	b	c	r	S
19,75	464 264	77 228	0,7720	4,71

Já a regressão diretamente sobre a série de dados mostrou os seguintes resultados:

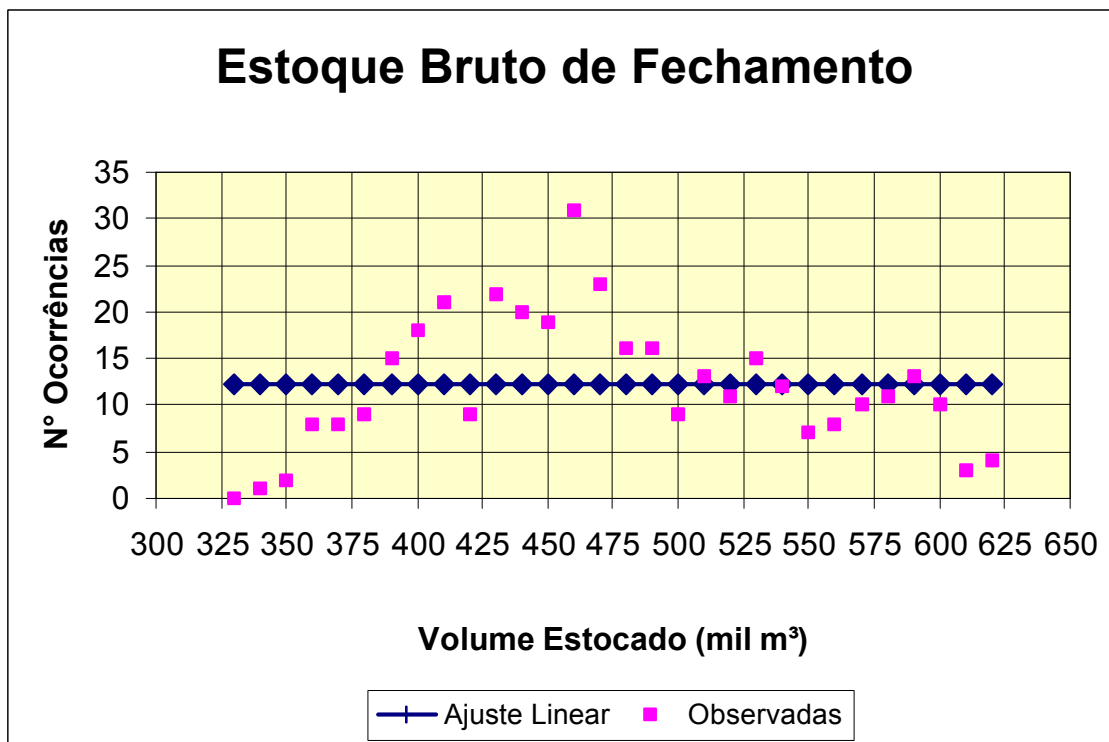
μ	σ	Teste χ^2	KS	AD
469 727	67 448	0,0000	0,0752	3,1099

Os resultados dos testes χ^2 , KS e AD não indicam que o melhor o ajuste aos dados seja o normal. Por seu turno, o coeficiente de correlação r do ajuste é relativamente próximo de 1: o ajuste normal é um bom candidato a ser utilizado.

4.2.6.2. Proposta: ajuste linear (apenas o termo constante)

No gráfico a seguir estão dispostos os pontos e a curva de ajuste linear – apenas o termo constante – a esses dados:

Figura 4-9: Gráfico de ajuste linear



A regressão diretamente sobre os dados resulta:

Mínimo	Máximo	Teste χ^2	KS	AD
336 529	619 568	0,0000	0,1189	10,7300

Para a equação de ajuste linear do tipo

$$y(x) = k_0 \quad \text{eq. 4-2}$$

o valor da constante k_0 , o coeficiente de correlação r e o erro padrão S são:

k_0	r	S
12,3235	0,0049	7,28

Neste caso nem os resultados dos testes χ^2 , KS e AD indicam que o ajuste seja linear constante nem tampouco o indica o coeficiente de correlação r , que se apresentou muito próximo de zero.

4.2.6.3. Conclusão sobre o melhor ajuste

Como a regressão para uma curva gaussiana apresentou melhores resultados gerais de coeficiente de correlação, de erro-padrão e nos testes χ^2 , Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling, a distribuição normal será a utilizada para representar a dispersão desta série de dados.

4.2.7. Série de dados de estoque operacional de fechamento

Apesar de ser sabido existir forte correlação entre as séries de dados de estoques de fechamento bruto e operacional, conforme visto no item 3.5.2, que trata sobre a correlação entre as séries de dados, análises individuais serão realizadas para cada uma das séries, isoladamente.

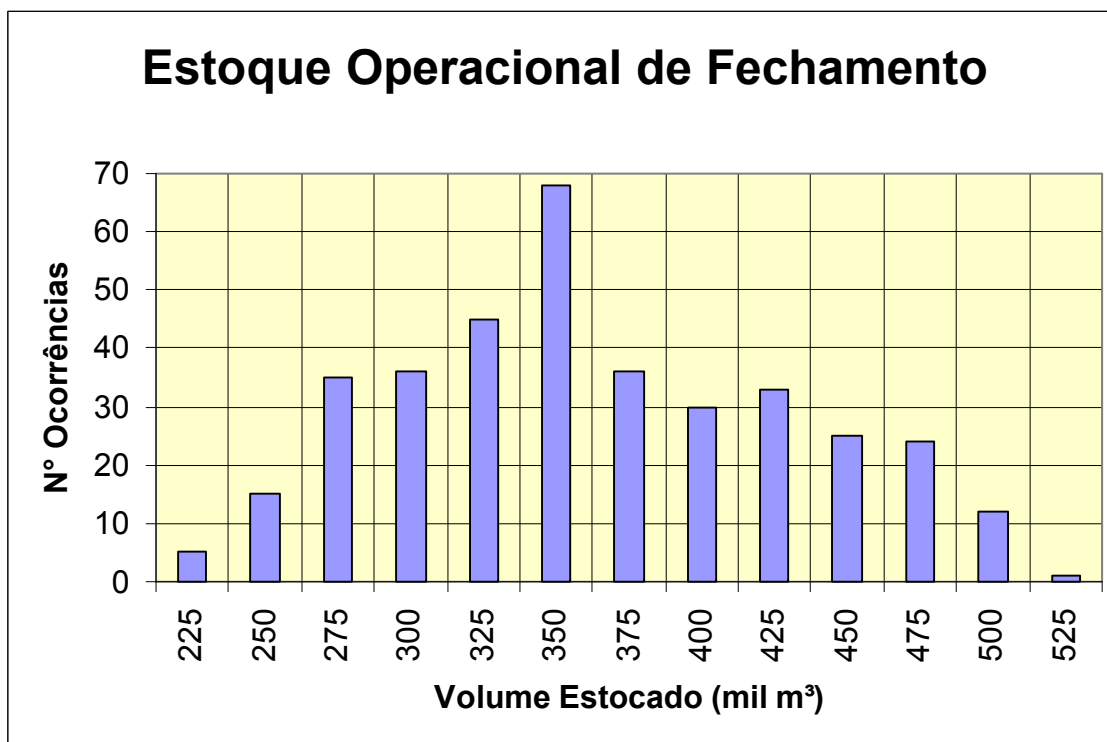
A série de dados referentes ao estoque operacional de fechamento, assim como ocorrido com a série de dados do estoque bruto de fechamento, não sofreu qualquer tipo de tratamento uma vez que o volume deste estoque também é decorrência dos recebimentos e dos processamentos nas unidades de destilação da refinaria. Em outras palavras, estas séries são as variáveis dependentes, ao passo que o recebimento de petróleo e o processamento nas unidades de processo são as variáveis independentes.

A análise por histograma do estoque operacional de fechamento cobriu a faixa de 225 000 m³ até 525 000 m³, com 13 intervalos de 25 000 m³ cada. Os dados do histograma estão tabelados e dispostos graficamente a seguir:

Tabela 4-5: Frequência do estoque operacional de fechamento

Faixa de Estoque (m ³)	Nº de Ocorrências (Frequência)	% cumulativo
225 000	5	1,37
250 000	15	5,48
275 000	35	15,07
300 000	36	24,93
325 000	45	37,26
350 000	68	55,89
375 000	36	65,75
400 000	30	73,97
425 000	33	83,01
450 000	25	89,86
475 000	24	96,44
500 000	12	99,73
525 000	1	100,00

Figura 4-10: Histograma de estoque operacional de fechamento

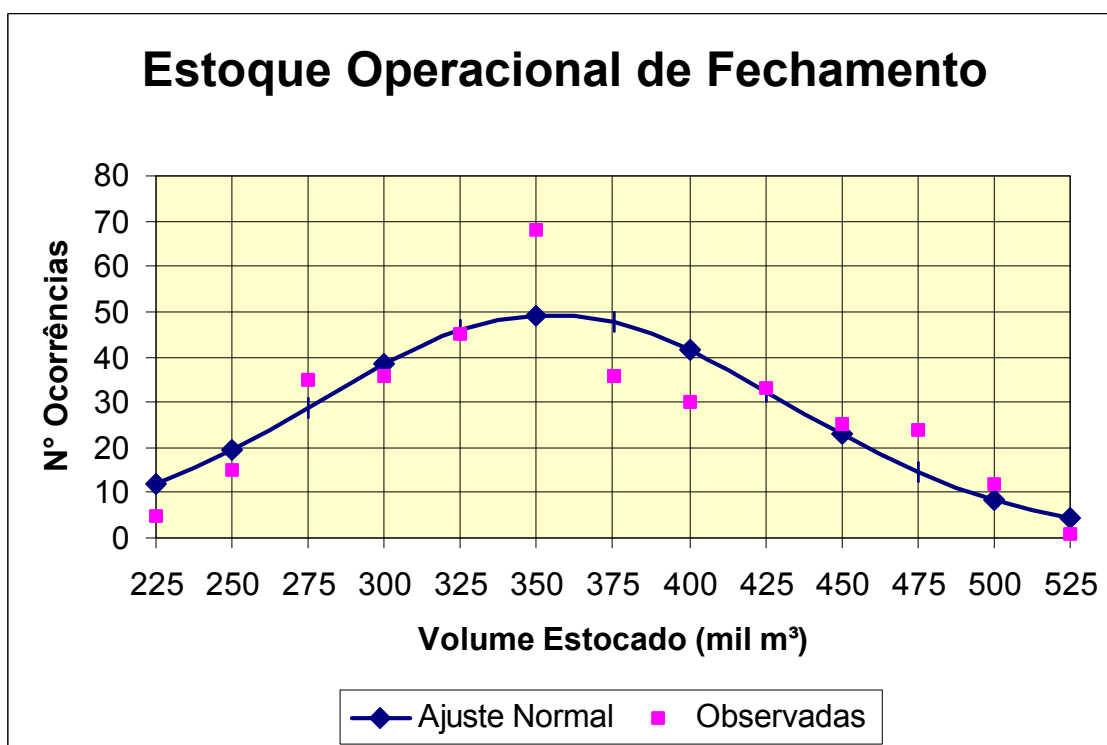


Não se observa, na distribuição dos dados desta série, uma grande concentração de pontos em um intervalo estreito de volume estocado, como ocorreu nas séries de processamentos nas U-200 e U-200A.

Neste caso, o que se observa é um comportamento semelhante àquele da série de dados do estoque bruto de fechamento – como, aliás, não poderia deixar de ser: uma aparente ambigüidade entre as distribuições uniforme e normal para os dados.

Como já foi testado para aquela série de dados e constatado que a distribuição normal é superior à distribuição uniforme, para esta série estará sendo assumida também a distribuição normal, sem demais análises – gráfico a seguir.

Figura 4-11: Gráfico de estoque operacional de fechamento



Para a regressão baseada em dados do histograma, segundo a eq. 4-1, os valores das constantes a , b e c , o coeficiente de correlação r e o erro-padrão S são:

a	b	c	r	S
49,27	354 600	77 065	0,8811	9,22

Por seu turno, a regressão diretamente sobre a série de dados mostrou os seguintes resultados:

μ	σ	Teste χ^2	KS	AD
349 844	67 667	0,0010	0,0662	2,2570

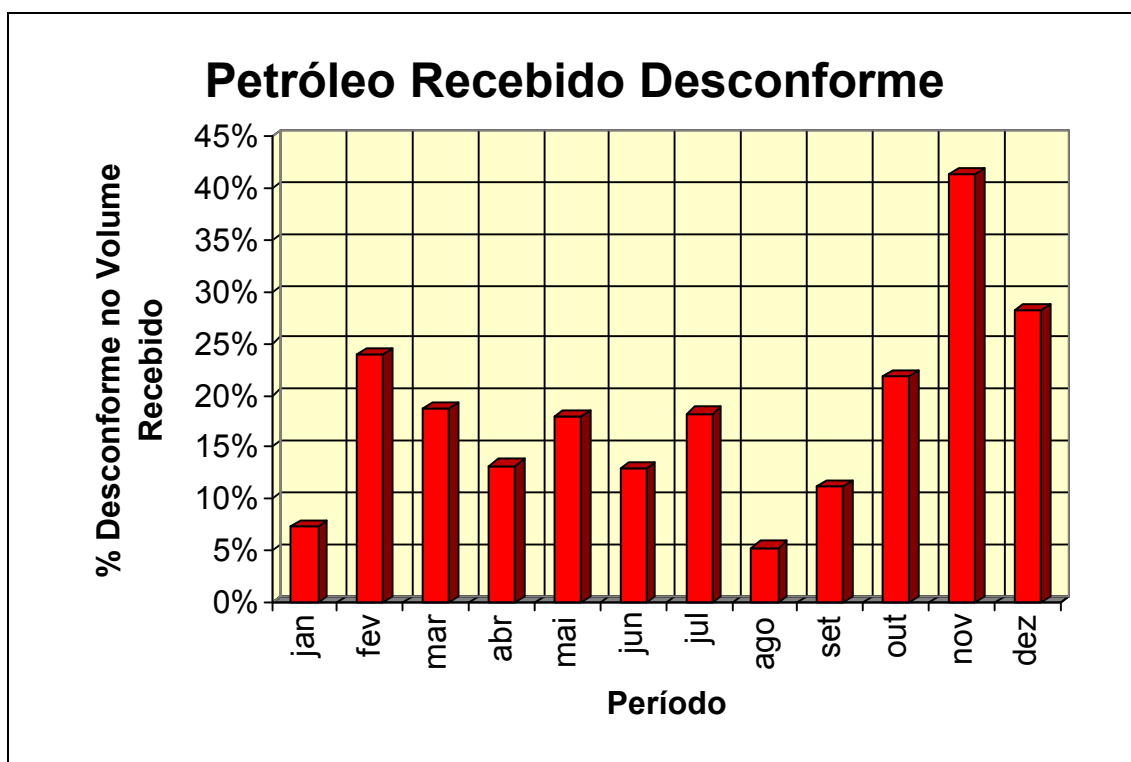
Finalmente, também para esta série de dados, os resultados dos testes χ^2 , KS e AD não permitem concluir que o ajuste normal à dispersão dos dados seja o mais adequado, mas, mais uma vez, o coeficiente de correlação r do ajuste é suficientemente próximo de 1, revelando que o ajuste normal deva ser utilizado.

4.2.8. Série de dados de qualidade do petróleo recebido

Esta série tem apenas 12 dados, um relativo a cada mês do ano de 2001. Por se tratar de amostra estatisticamente pequena (Fonseca, 1978; Spiegel, 1974), não é possível utilizar a proposição do teorema do limite central e assegurar, de antemão, que a distribuição normal seja aceitável.

Os dados desta série têm um comportamento bastante oscilatório, conforme se observa do gráfico a seguir:

Figura 4-12: Gráfico do petróleo recebido desconforme ao longo de 2001



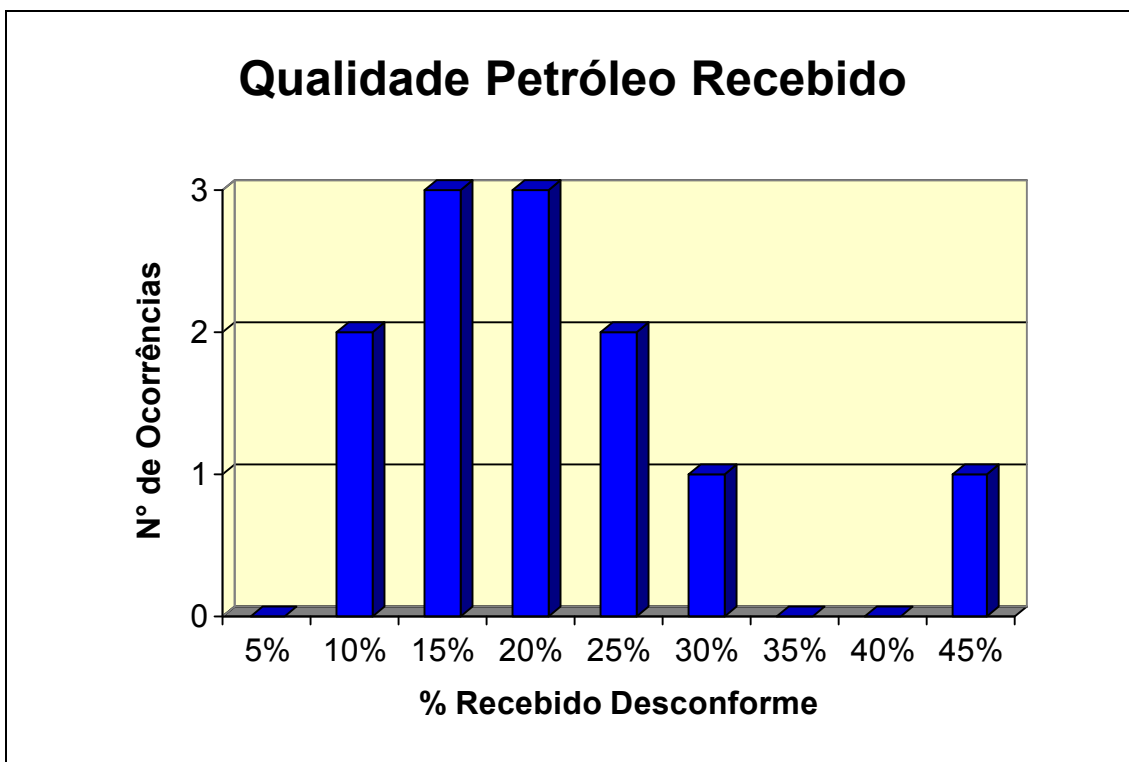
Estes dados, tratados na forma de histograma com faixas de 5% de intervalo, estão dispostos na forma de tabela (Tabela 4-6) e gráfico (Figura 4-13):

Tabela 4-6: Frequência da qualidade do petróleo recebido

Faixa de BSW ^[15]	Nº de Ocorrencias (Frequência)
0% - 5%	0
5% - 10%	2
10% - 15%	3
15% - 20%	3
20% - 25%	2
25% - 30%	1
30% - 35%	0
35% - 40%	0
40% - 45%	1

¹⁵ BSW é a abreviatura em inglês de *bottom sediments and water*, i.e., água e sedimentos que aparecem no fundo do frasco contendo a amostra centrifugada de petróleo.

Figura 4-13: Histograma da qualidade do petróleo recebido



A avaliação dos dados permite concluir que:

- A probabilidade de o petróleo ser recebido com BSW igual a zero é igualmente zero;
- A probabilidade de o BSW estar entre 5% e 10%, bem como entre 20% e 25% é a mesma: 16,67%;
- A probabilidade de o petróleo apresentar BSW entre 10% e 20% é de 25%;
- A probabilidade de estar entre 25% e 30% ou de estar entre 40% e 45% é de 8,33%;
- A probabilidade de estar em qualquer outro intervalo, segundo os dados, é nula.

A regressão dos dados constantes da Tabela 4-6 à forma gaussiana representada na eq. 4-1 mostra os seguintes resultados:

<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>r</i>	<i>S</i>
3,275	18,10	6,966	0,9339	0,51

Os resultados são surpreendentemente bons, mostrando que a distribuição dos dados desta série pode ser assumida como normal com média $\mu = 18,36\%$ e desvio padrão = $9,86\%$.

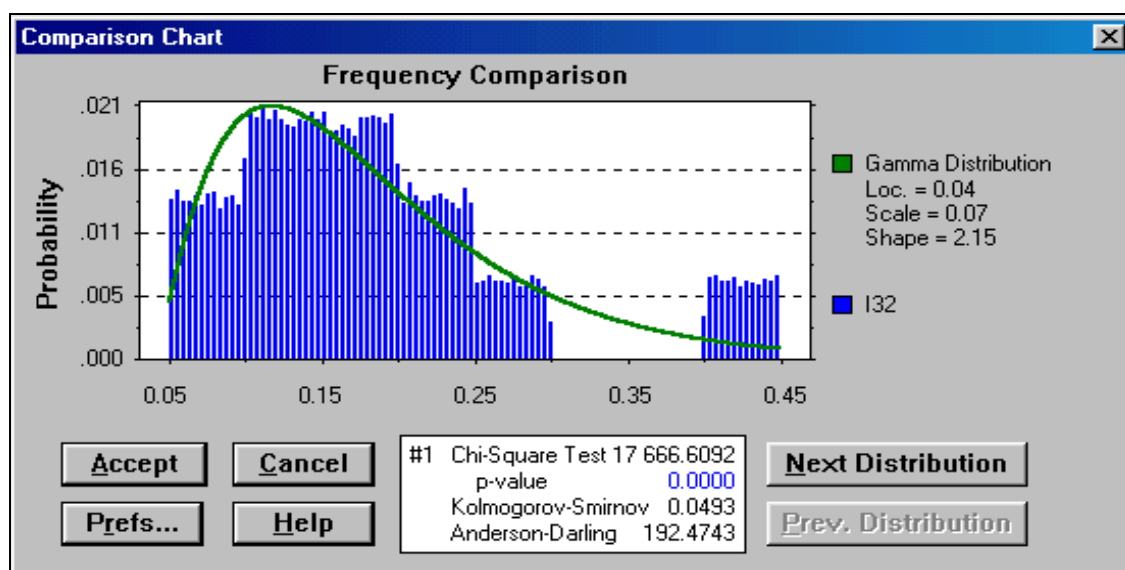
Outra alternativa seria tratar os dados desta série como tendo uma distribuição personalizada. Esta opção é oferecida pelo *software* utilizado nas simulações – o programa *Crystal Ball 2000.2* versão 5.2. O dados introduzidos no *Crystal Ball* são os do histograma tabelados anteriormente.

O programa regride os dados à diversas formas de distribuição (já descritas no item 4.2.2) e indica a utilização daquela que apresente o maior *valor-p* no teste χ^2 . Neste caso o programa encontrou que a melhor distribuição para os dados é a distribuição gama, com os seguintes parâmetros:

Local = 0,04	Escala = 0,07	Forma = 2,15
χ^2 : Valor-p = 0,0000	KS = 0,0493	AD = 192,4743

A representação gráfica desta distribuição, para os dados em questão, está mostrada na Figura 4-14.

Figura 4-14: Ajuste de distribuição gama



4.2.9. Conclusões sobre as séries de dados

As séries de dados apresentam baixas correlações entre si, significando que podem ser consideradas pouco interdependentes e que a simulação pelo método de Monte Carlo pode tratá-las de forma independente.

As análises das dispersões dos dados vistas neste capítulo permitem concluir que se pode utilizar a distribuição normal para representar as distribuições dos desvios de todas séries de dados envolvidas no estudo de caso, inclusive a série de dados relativa à qualidade do petróleo.

Para a série de dados de qualidade do petróleo também seria possível utilizar a função de distribuição gama, mas optou-se por utilizar a distribuição normal, por ser mais convencional e principalmente porque os resultados dos testes χ^2 , KS e AD para o ajuste gama não se mostraram superiores àqueles obtidos para o ajuste normal.

5. APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO

5.1. Introdução

Concluída a etapa de tratamento e análise dos dados, neste capítulo estarão sendo apresentados a análise do modelo matemático empregado nas simulações, a descrição do roteiro utilizado nas simulações, os resultados obtidos e a análise desses.

5.2. Análise do modelo matemático

O modelo matemático empregado nas simulações tem toda a sua fundamentação baseada na eq. 3-11, deduzida previamente no capítulo 3 e aqui reapresentada:

$$E_{OK} = E_{OP}^I + V_R - C_{U_1} - C_{U_2} - F(V_R)$$

Esta equação evidencia que o estoque de petróleo em condições de processamento imediato, E_{OK} , é uma função de cinco variáveis que, conforme demonstrado anteriormente no item 3.5.2 podem ser tidas como independentes entre si.

Os valores que cada uma das variáveis independentes podem assumir, bem como as distribuições dessas variáveis foram tratadas nas seções do capítulo 4.

Como todas as distribuições puderam ser assumidas como normais, os números aleatórios dos métodos de Monte Carlo e hipercubo latino foram gerados, de forma independente para cada qual dessas cinco variáveis, segundo distribuições normais com as seguintes médias e desvios padrões, em suas respectivas unidades. Estas informações são suficientes para definir as distribuições normais (Lapponi, 1997 e Fonseca, 1978):

Tabela 5-1: Resumo das principais características estatísticas das variáveis do modelo matemático

Variável	Média	Desvio Padrão
E_{OP}	349 844	67 667
V_R	56 963	6 319,1
C_{U_1}	26 967	534,6
C_{U_2}	26 627	576,0
$F(V_R)$	18,36	9,86

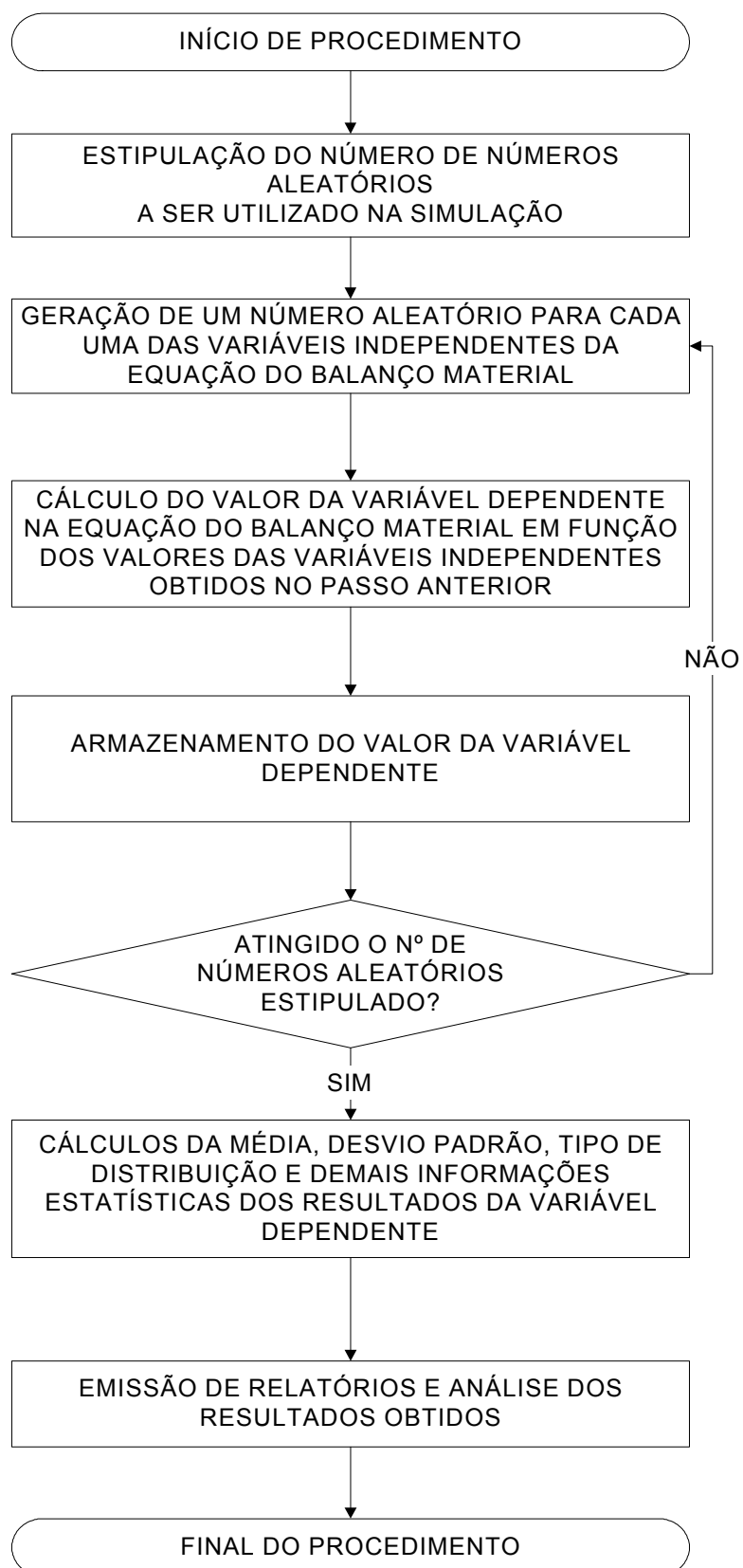
5.3. Descrição das etapas das simulações

As etapas desenvolvidas na fase de aplicação da simulação estão apresentadas a seguir. Inicialmente na forma gráfica de um fluxograma e a descrição mais detalhada das etapas do fluxograma segue-se ao próprio, na seção 5.3.2 desta dissertação.

5.3.1. Fluxograma descritivo do processo de simulação

Cada uma das simulações foi conduzida segundo o procedimento mostrado esquematicamente pelo fluxograma a seguir:

Figura 5-1: Fluxograma das etapas da simulação



5.3.2. Etapas do fluxograma – detalhes

A primeira etapa após o início do procedimento consistiu em estipular o número de números aleatórios que será gerado para cada uma das variáveis independentes da eq. 3-11. Maiores detalhes sobre o número de números aleatórios estão na seções 2.4.2.1 e 11.4 (anexo).

A etapa posterior foi gerar números aleatórios independentes para cada variável independente segundo suas características (distribuições normais com médias e desvios padrões previamente descritos na Tabela 5-1).

O valor do estoque operacional médio de fechamento (E_{OP}) em cada caso variou segundo as reduções pretendidas nesta variável. Os casos estudados consistiram em reduções no valor de E_{OP} em vários patamares:

- Sem redução (caso base);
- Redução de 50 000 m³;
- Redução de 100 000 m³;
- Redução de 150 000 m³;
- Redução de um valor intermediário entre 100 000 m³ e 150 000 m³.

Na etapa posterior o cálculo do valor da variável dependente – estoque de petróleo em condições de processamento imediato, E_{OK} – foi realizado. O valor de E_{OK} foi calculado em função das variáveis independentes aplicados diretamente na eq. 3-11.

Os valores de E_{OK} em cada iteração foram armazenados e computados pelos métodos de Monte Carlo e do hipercubo latino. Considerações adicionais sobre as diferenças entre os métodos de Monte Carlo e hipercubo latino estão apresentados na seção 2.4.2.2.

A etapa subsequente consistiu na verificação do número de números aleatórios gerados para cada variável independente da eq. 3-11. Enquanto não se atingiu o número de números aleatórios definido inicialmente as etapas de geração de números aleatórios para cada variável independente, do cálculo do valor de E_{OK} segundo a eq. 3-11 e do cômputo pelos dois métodos foi repetida.

Tendo sido atingido o número estipulado de números aleatórios, a penúltima etapa antes do final do procedimento foi dedicada aos cálculos

relacionados à série de dados de E_{OK} gerados pelo procedimento. Nesta etapa foram calculados:

- Média;
- Desvio padrão;
- Valores mínimo e máximo assumidos por E_{OK} ;
- Erro padrão;
- Coeficiente de curtose da distribuição obtida;
- Porcentis para a curva de probabilidades de E_{OK} ;
- Probabilidades acumuladas para determinados valores do estoque operacional em condições de processamento imediato.

Todos os cálculos acima foram realizados internamente pelo programa de computador *Crystal Ball*, utilizado para realizar as simulações.

A última etapa do procedimento consistiu na obtenção de relatórios e gráficos relacionados aos cálculos acima descritos, tanto para o método de Monte Carlo como para o hipercubo latino.

5.4. Realização das simulações

As simulações foram realizadas propondo vários patamares de redução no estoque operacional médio de petróleo na REPLAN e analisando os riscos associados de falta de petróleo em condições de processamento imediato em cada caso.

5.4.1. Itens analisados nas simulações

Considerando a capacidade nominal aproximada do conjunto das unidades de destilação da REPLAN como aproximadamente $54\,000\text{ m}^3/\text{d}$ ^[16], as simulações apresentadas nas seções seguintes deste capítulo estarão analisando os riscos (probabilidades) de falta de petróleo especificado nos

¹⁶ Oficialmente, durante o período de obtenção de dados para a elaboração deste trabalho, as capacidades das unidades de destilação da refinaria de Paulínia, REPLAN, eram: U-200 = $27\,200\text{ m}^3/\text{d}$ e U-200A = $27\,000\text{ m}^3/\text{d}$, totalizando $54\,200\text{ m}^3/\text{d}$. O valor $54\,000\text{ m}^3/\text{d}$ foi assumido como uma aproximação.

seguintes patamares: estoque equivalente a 2, 3, 4, 5, 6 e 7 dias de processamento.

A equivalência entre dias de processamento e volumes em estoque estão expressos na Tabela 5-2.

Tabela 5-2: Equivalência entre volume em estoque e dias de processamento nas unidades de destilação da REPLAN

Estoque operacional de petróleo na REPLAN (m ³)	Dias de processamento equivalentes (dia)
108 000	2
162 000	3
216 000	4
270 000	5
324 000	6
378 000	7

As análises para período inferior a dois dias ou superior a sete dias não foram consideradas. No primeiro caso porque o valor numérico do risco de falta de petróleo será sempre muito alto na maioria dos casos estudados – um estoque de 2 dias é um valor bastante baixo: na hipótese de cada uma das unidades de processo estar sendo alimentada cada qual por um tanque de 40 000 m³ de capacidade, só nos tanques de carga podem já estar imobilizados 80 000 m³, ou seja, quase 1,5 dia do estoque dos 2 dias de estoque.

No segundo caso porque estoques operacionais especificados elevados, acima de sete dias de consumo, são improváveis e mesmo indesejados: os riscos de falta de petróleo em condições de processamento imediato seriam todos números muito próximos de zero, da ordem de centésimos de por cento.

Apresenta-se também a análise de forma inversa: a tabela de percentis, mostrando os volumes mínimos de estoques operacionais para um dado nível de risco de falta de petróleo. Os riscos analisados são: 0%, 5%, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90%, 95% e 100%

As tabelas trazem ainda algumas informações estatísticas relacionadas à simulação: média, desvio padrão, erro padrão médio, coeficiente de curtose da curva de distribuição resultante, etc.

5.4.2. Simulação do caso-base: risco de falta de petróleo especificado sem redução no estoque operacional médio da refinaria

Neste caso a simulação consistiu em se determinar o risco de falta de petróleo especificado (petróleo em condições de processamento imediato) caso não se reduzisse o valor médio do estoque operacional de petróleo na REPLAN.

O estoque médio operacional observado no ano de 2001 foi de 349 844 m³. Portanto, neste caso, esperava-se que a simulação reproduzisse este valor, uma vez que não se estará praticando uma redução de estoque.

A Tabela 5-3, a seguir, resume os principais resultados obtidos para esta simulação.

Tabela 5-3: Resultados da simulação para redução de estoque = zero

Redução de Estoque = Zero		
	Monte Carlo	Hipercubo Latino
Nº Números Aleatórios	5 000	5 000
Média	341 458	342 349
Desvio padrão	67 696	67 995
Curtose	3,02	2,98
Mínimo	107 986	98 997
Máximo	579 912	593 734
Erro padrão médio	957,37	961,59
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	100,00%	99,68%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	99,56%	99,62%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	96,60%	96,88%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	85,28%	85,82%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	60,48%	61,32%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	30,40%	30,18%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	107 986	98 997
5%	228 211	230 789
10%	253 711	254 674
20%	283 767	284 979
30%	307 058	306 065
40%	325 689	325 513
50%	341 894	342 726
60%	359 249	359 776
70%	378 174	377 811
80%	398 494	399 640
90%	427 037	429 208
95%	450 993	454 693
100%	579 912	593 734

Pode-se constatar dos resultados acima que não há diferenças significativas entre os resultados das simulações pelo método de Monte Carlo ou pelo método alternativo, o hipercubo latino.

As maiores diferenças residem no início e no fim da curva de probabilidades: o 0% do método de Monte Carlo ocorre em aproximadamente 108 mil m³ de petróleo em condições de processamento imediato enquanto que o 0% do método hipercubo latino ocorre em cerca de 99 mil m³. De forma similar a diferença do ponto 100% entre os métodos resultou em aproximadamente 13 mil m³, a maior pelo método do hipercubo latino, evidenciando uma defasagem entre os resultados dos dois métodos. Entretanto

os pontos extremos (0% e 100%) das curvas de probabilidades de ambos os métodos têm baixos níveis de confiança, sendo pouco recomendável a utilização desses extremos nas análises.

Neste caso é possível concluir que a probabilidade de se ter menos de 108 mil m³ de estoque operacional de petróleo especificado é virtualmente nula: mantido o estoque operacional médio da ordem de 350 000 m³ de petróleo tem-se garantia “plena” de disponibilidade de pelo menos 2 dias de estoque especificado para processamento nas unidades de destilação atmosférica U-200 e U-200A da REPLAN.

Prosseguindo com a análise da Tabela 5-3, observa-se que a probabilidade de pelo menos três dias de estoque operacional especificado (estoque equivalente a 162 000 m³) é ainda bastante alta: mais de 99% por ambos os métodos. Mesmo no caso de se procurar garantir estoque superior a quatro dias de processamento (equivalentes a 216 000 m³) o risco de falta de petróleo ainda é relativamente pequeno: 3,3% na média dos dois métodos.

Finalmente, constata-se que o valor do estoque operacional médio (item “Média” na Tabela 5-3) obtido pela simulação, 341 mil m³, é bastante próximo do valor constatado na prática (cerca de 350 mil m³), indicando que o modelo empregado reflete bastante bem a realidade operacional.

Na verdade, uma parte desta diferença de quase 8 000 m³ entre as médias deve-se ao volume de petróleo fora das especificações: o valor 349 844 m³ obtido da prática levou em conta o estoque médio total de petróleo (especificado e não especificado) na refinaria. Já o valor médio obtido por simulação, aproximadamente 341 000 m³, levou em consideração o volume de petróleo que não está especificado, segundo a forma como o modelo matemático foi construído – isto é, a parcela representada pelo termo $F(V_R)$ na eq. 3-11.

5.4.3. Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 50 000 m³

Neste caso se propõe a redução de 50 000 m³ no estoque operacional médio da refinaria e será avaliado o risco correspondente a esta redução. A

tabela a seguir traz um resumo dos principais resultados obtidos nas simulações:

Tabela 5-4: Resultados da simulação para redução de estoque = 50 000 m³

Redução de Estoque = 50 000 m ³		
	Monte Carlo	Hipercubo Latino
Nº Números Aleatórios	5 000	5 000
Média	293 655	292 342
Desvio padrão	67 300	68 102
Curtose	3,14	3,00
Mínimo	(17 400)	42 224
Máximo	537 483	539 974
Erro padrão médio	951,77	963,11
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	99,40%	99,62%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	97,02%	97,14%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	86,44%	87,24%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	62,50%	63,04%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	32,10%	31,76%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	9,78%	10,38%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	(17 400)	42 224
5%	184 360	180 803
10%	207 214	205 638
20%	236 955	234 595
30%	258 344	256 591
40%	276 458	274 837
50%	293 402	292 504
60%	310 860	309 675
70%	329 055	327 579
80%	350 513	349 033
90%	379 079	379 979
95%	403 490	404 873
100%	537 483	539 974

Novamente se notou a evidência que os dois métodos (Monte Carlo e hipercubo latino) produziram resultados quase idênticos, conforme era de se esperar, uma vez que o número de números aleatórios gerados em cada caso foi bastante elevado: 5 000.

Também se concluiu, pela análise da Tabela 5-4, que uma redução de 50 000 m³ no estoque médio operacional da refinaria é algo factível, oferecendo pouco risco: a probabilidade de haver estoque operacional

especificado de pelo menos dois dias de processamento (≈ 108 mil m^3 de petróleo) foi de quase 100%.

O risco começou a se acentuar quando a meta no estoque de petróleo especificado para processamento imediato subiu para quatro dias: neste caso o risco de falta de óleo atingiu aproximadamente 14% – um valor que pode ser considerado como expressivamente alto.

Novamente se constatou que os valores do estoque operacional médio obtidos por simulação, 293 655 m^3 pelo método de Monte Carlo e 292 342 m^3 pelo método do hipercubo latino, eram bastante próximos do valor teórico esperado de 299 844 m^3 , referendando a validade do modelo empregado para simulação.

5.4.4. Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 100 000 m^3

A tabela a seguir, Tabela 5-5, traz um resumo dos principais resultados comparativos entre os métodos de Monte Carlo e hipercubo latino para a proposta realizada de redução média do estoque operacional da refinaria em 100 000 m^3 .

Tabela 5-5: Resultados da simulação para redução de estoque = 100 000 m³

Redução de Estoque = 100 000 m ³		
	Monte Carlo	Hipercubo Latino
NºNúmeros Aleatórios	5 000	5 000
Média	243 738	242 335
Desvio padrão	67 296	67 903
Curtose	2,93	3,00
Mínimo	(925)	(18 311)
Máximo	473 272	478 610
Erro-padrão médio	951,71	960,30
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	97,98%	97,74%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	88,30%	87,96%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	66,46%	65,34%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	34,46%	33,56%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	11,44%	11,52%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	2,16%	2,20%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	(925)	(18 311)
5%	132 151	130 354
10%	157 565	155 968
20%	186 328	185 117
30%	207 881	206 712
40%	226 881	224 714
50%	244 155	241 984
60%	260 316	259 958
70%	279 407	278 150
80%	301 050	299 755
90%	328 444	328 856
95%	355 130	354 175
100%	473 272	478 610

Observou-se da análise da tabela precedente que era de quase 98% a probabilidade de haver pelo menos 108 mil m³ de petróleo especificado na tancagem da refinaria quando se procedesse à redução do estoque operacional médio em 100 000 m³. Daí se concluiu que essa redução no estoque operacional médio era viável e exeqüível devido ao baixo risco associado.

5.4.5. Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em 150 000 m³

Aqui, mais uma vez, elevou-se em 50 000 m³ o patamar de redução no estoque operacional médio da REPLAN em relação ao caso anterior, alcançando-se a redução total de 150 000 m³.

A tabela a seguir traz um resumo dos principais resultados comparativos das simulações entre os métodos de Monte Carlo e hipercubo latino obtidos neste caso.

Tabela 5-6: Resultados da simulação para redução de estoque = 150 000 m³

Redução de Estoque = 150 000 m ³		
	Monte Carlo	Hipercubo Latino
Nº Números Aleatórios	5 000	5 000
Média	190 943	192 351
Desvio padrão	68 323	68 007
Curtose	2,94	3,00
Mínimo	(47 236)	(66 538)
Máximo	430 776	468 229
Erro-padrão médio	966,24	961,76
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	88,98%	89,36%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	66,10%	67,38%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	35,56%	36,54%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	12,64%	12,80%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	2,58%	2,66%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	0,58%	0,50%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	(47 236)	(66 538)
5%	80 925	81 517
10%	104 609	105 639
20%	133 850	135 461
30%	153 826	156 202
40%	172 305	174 965
50%	189 608	192 794
60%	207 991	209 692
70%	227 617	227 917
80%	248 784	249 536
90%	279 067	280 018
95%	305 299	303 470
100%	430 776	468 229

A redução de 150 000 m³ no estoque operacional médio de petróleo da refinaria já se mostrou de risco que pode ser classificado como médio: há aproximadamente 11% de probabilidade de não haver estoque de petróleo especificado, correspondente à pelo menos dois dias de consumo nas unidades de destilação.

5.4.6. Caso: risco de falta de petróleo especificado reduzindo o estoque médio operacional da refinaria em um valor intermediário entre 100 000 m³ e 150 000 m³.

A solução ideal, que ainda oferecia baixo grau de risco de falta de petróleo em condições de processamento, parecia estar entre 100 000 m³ e 150 000 m³ de redução no estoque operacional de petróleo da refinaria.

Considerando-se que a REPLAN possui dois tipos distintos de tanques para o armazenamento de petróleo, de capacidades operacionais iguais a 40 000 m³ e 65 000 m³, a alternativa a testar consistiu em reduzir o estoque operacional em 130 000 m³, correspondentes à completa supressão do estoque em dois tanques de 65 000 m³ cada um (dois tanques do tipo “Maracanã”).

A escolha do valor 130 000 m³ decorreu da seguinte análise: retirar de operação dois tanques de 40 000 m³ de capacidade operacional cada um geraria uma redução de 80 000 m³ no estoque operacional médio – volume inferior aos 100 000 m³ que se mostraram factíveis no caso 5.4.4. Já a alternativa de retirar de operação um tanque de 40 000 m³ e outro de 65 000 m³ significaria uma redução de 105 000 m³ – situação bastante próxima àquela já analisada (e considerada viável) de redução do estoque em 100 000 m³. A solução analisada foi, portanto, a de se retirar de operação de dois tanques de 65 000 m³ cada um, totalizando 130 000 m³ de redução no estoque operacional médio da refinaria. Além disso, afortunadamente o volume de 130 000 m³ está bastante próximo da média aritmética de 100 000 m³ e 150 000 m³, 125 000 m³.

Os resultados das simulações realizadas para este caso estão apresentadas na tabela a seguir:

Tabela 5-7: Resultados das simulações para redução de estoque = 130 000 m³

Redução de Estoque = 130 000 m ³		
	Monte Carlo	Hipercubo Latino
Nº Números Aleatórios	5 000	5 000
Média	212 992	212 342
Desvio padrão	67 597	67 941
Curtose	3,07	3,00
Mínimo	(54 216)	(44 075)
Máximo	437 205	475 835
Erro-padrão médio	955,97	960,83
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	93,82%	93,58%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	78,20%	76,82%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	47,74%	47,86%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	19,70%	19,82%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	4,96%	5,06%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	0,82%	0,72%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	(54 216)	(44 075)
5%	101 775	101 323
10%	126 564	125 820
20%	156 930	155 665
30%	177 337	176 314
40%	196 529	195 309
50%	212 841	211 943
60%	230 149	230 088
70%	248 218	247 696
80%	269 352	269 513
90%	299 011	299 176
95%	323 024	324 887
100%	437 205	475 835

Neste caso tem-se o risco que pode ser qualificado como moderado (da ordem de 6%, na média entre os dois métodos) de haver falta de petróleo especificado na refinaria de Paulínia.

A curva de evolução do risco acentua-se de forma rápida: o risco de não haver ao menos 162 000 m³ (3 dias de estoque equivalente) de petróleo em estoque já é de quase 22% - um risco já de “grande” porte.

Este parece ser, de fato, o limite seguro factível de redução no estoque operacional médio de petróleo que mantém um bom equilíbrio entre os ganhos advindos da redução de estoque e os riscos de perdas por indisponibilidade de matéria-prima em condições de processar nas unidades de destilação.

O modelo continua representando bem a realidade, uma vez que o estoque médio obtido pelos métodos de Monte Carlo e hipercubo latino, aproximadamente 212 mil m³, é somente 3,6% menor que o valor teórico esperado de 220 mil m³, resultantes da subtração de 130 000 m³ do estoque operacional médio observado de 349 mil m³.

5.4.7. Ganho com eliminação de lastro (retirada de tanques de operação)

Outro ganho a ser considerado quando se reduz estoque é aquele relacionado ao volume imobilizado em lastros de tanques. Os lastros dos tanques de petróleo da REPLAN são:

Tabela 5-8: Capacidades operacionais e lastros dos tanques de petróleo da REPLAN

Tipo de tanque	Capacidade operacional (m ³)	Lastro (m ³)
“Pequeno”	40 000	6 300
“Maracanã”	65 000	11 700

Assim, partindo da premissa que o risco de redução de 130 000 m³ no estoque operacional médio seja implementado, através da retirada de operação de dois tanques de 65 000 m³ cada, haverá um ganho adicional de aproximadamente 23 500 m³ relativos ao deslastreamento de dois “Maracanãs”.

O volume reduzido no estoque operacional médio da refinaria seria, portanto, os 130 000 m³ analisados na simulação mais os 23 500 m³ dos lastros, totalizando 153 500 m³ de redução efetiva no estoque.

Os 23 500 m³ poupados com os deslastreamentos, equivalentes a aproximadamente 147 000 barris, significariam aproximadamente US\$ 2,94 milhões a menos imobilizados na refinaria na conjectura de o preço do petróleo ser cotado a US\$ 20/barril em média.

5.4.8. Quantificação dos riscos decorrentes da deficiência de qualidade no petróleo recebido

Todas as simulações precedentes levam em conta o fato de que uma fração do petróleo recebido do terminal que supre a REPLAN com derivados (o TEBAR) apresentar, em maior ou menor grau, risco de não estar especificado para consumo imediato, contribuindo para a elevação do estoque médio sem que possa ser processado.

Com o intuito de quantificar esses riscos, a seguir estão apresentados os dados das simulações com reduções de 50 000 m³ e 130 000 m³ no estoque operacional médio do petróleo caso todo o petróleo recebido estivesse especificado em termos de BSW.

Como foi possível verificar nas diversas simulações anteriores que os métodos de Monte Carlo e hipercubo latino apresentaram resultados muito próximos entre si, optou-se por realizar as simulações apenas segundo o método de Monte Carlo. Os resultados estão tabelados a seguir:

Tabela 5-9: Risco adicional decorrente da deficiência de qualidade do petróleo recebido

Método de Monte Carlo - Petróleo Recebido Sempre Especificado		
	Red. = 50 000 m ³	Red. = 130 000 m ³
Nº Números Aleatórios	5 000	5 000
Média	302 367	221 662
Desvio padrão	67 822	67 176
Curtose	2,98	2,96
Mínimo	56 248	(66 356)
Máximo	582 623	457 482
Erro-padrão médio	959,15	950,01
Probabilidade Estoque > 108 000 m ³	99,34%	95,28%
Probabilidade Estoque > 162 000 m ³	97,74%	81,14%
Probabilidade Estoque > 216 000 m ³	89,40%	53,22%
Probabilidade Estoque > 270 000 m ³	68,06%	23,48%
Probabilidade Estoque > 324 000 m ³	37,70%	6,20%
Probabilidade Estoque > 378 000 m ³	12,40%	1,00%
Porcentil	Estoque (m ³)	Estoque (m ³)
0%	56 248	(66 356)
5%	190 811	110 519
10%	215 331	135 108
20%	244 672	164 354
30%	266 452	185 630
40%	285 350	203 640
50%	303 502	221 257
60%	320 595	239 366
70%	337 944	256 951
80%	358 988	278 003
90%	389 149	309 394
95%	413 564	331 920
100%	582 623	457 482

O que se depreende da comparação entre a tabela precedente e as tabelas Tabela 5-4 e Tabela 5-7 é que o risco de falta de petróleo em condições de processamento neste caso é obviamente menor que aquele observado quando o petróleo recebido pode apresentar problemas de qualidade.

No caso de redução de estoque de 50 000 m³ notou-se que a média diminuiu de ≈ 302 mil m³ (caso o petróleo seja recebido especificado) para 293 mil m³, se o petróleo apresentar deficiência de qualidade.

Para o caso de redução de $130\,000\text{ m}^3$ no estoque operacional médio notou-se que a média (isto é, o estoque operacional médio) descia de ≈ 222 mil m^3 para 213 mil m^3 , um decréscimo da ordem de $9\,000\text{ m}^3$.

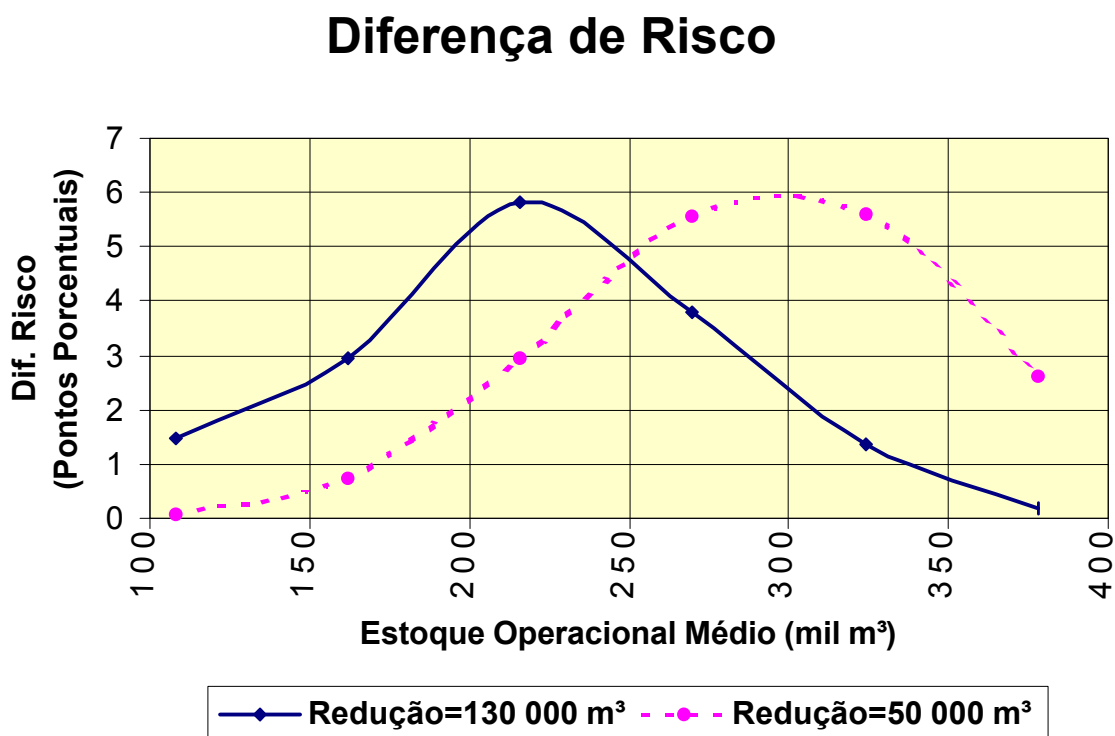
As diferenças de risco de falta de óleo entre os casos estão tabeladas a seguir:

Tabela 5-10: Comparação entre os riscos de falta de petróleo especificado para reduções de 50 000 m³ e 130 000 m³ no estoque operacional médio

Estoque Operacional (m ³)	Redução = 50 000 m ³			Redução = 130 000 m ³		
	Petróleo Recebido Sempre Especificado	Petróleo Recebido Apresenta Problemas de Qualidade	Diferença de Risco: Especificado – Não Especificado (pontos percentuais)	Petróleo Recebido Sempre Especificado	Petróleo Recebido Apresenta Problemas de Qualidade	Diferença de Risco: Especificado – Não Especificado (pontos percentuais)
108 000 (2 dias)	0,66%	0,60%	0,06	4,72%	6,18%	1,46
162 000 (3 dias)	2,26%	2,98%	0,72	18,86%	21,80%	2,94
216 000 (4 dias)	10,60%	13,56%	2,96	46,78%	52,60%	5,82
270 000 (5 dias)	31,94%	37,50%	5,56	76,52%	80,30%	3,78
324 000 (6 dias)	62,30%	67,90%	5,60	93,80%	95,15%	1,35
378 000 (7 dias)	87,60%	90,22%	2,62	99,00%	99,18%	0,18

Dispondo em gráfico tipo XY os dados da tabela acima foram obtidas as curvas de diferenças de riscos para ambos os casos analisados:

Figura 5-2: Comparação entre os riscos de falta de petróleo especificado para os casos de reduções de 50 000 m³ e 130 000 m³ no estoque operacional médio



Para os casos analisados, verifica-se que as curva das diferenças entre os riscos apresentaram um ponto de máximo da ordem de seis pontos percentuais. Verificou-se ainda que o comportamento das curvas é similar e que elas estão defasadas: no caso de redução de 50 000 m³ o ponto de máximo ocorreu na região do estoque operacional médio de 300 000 m³. Já no caso da redução de 130 000 m³ o ponto de máximo ocorreu na região do estoque operacional especificado de 216 000 m³ de óleo – equivalentes a quatro dias de consumo nominal das U-200 e U-200A somados.

Para o caso em que se visasse à garantia de dois dias de processamento (108 000 m³), a diferença de riscos seria praticamente desprezível no caso de se praticar uma redução de 50 000 m³ no estoque operacional médio. Para a hipótese de se buscar trabalhar com um estoque mínimo de 108 000 m³, o

risco de falta do óleo é cerca de 1,5 ponto porcentual menor quando o petróleo é todo recebido especificado. Não é uma diferença enorme, mas caracteriza um risco adicional – ou, de outro ponto de vista, seria a oportunidade de uma economia em potencial – para o sistema.

Para os demais casos (reduções de 100 000 m³ e 150 000 m³ no estoque operacional médio), apesar de não terem sido simulados, é razoável admitir que as curvas tenham o mesmo comportamento, apresentando um ponto de máximo e estando defasadas em relação às outras curvas. É também razoável esperar que para o caso de uma redução de 100 000 m³ a curva da diferença de riscos esteja entre as duas curvas dos casos anteriores e que para uma redução de 150 000 m³ a curva esteja à direita da curva do caso de redução de 130 000 m³.

5.5. Conclusões

Em linhas gerais pode-se afirmar que o estoque médio operacional de petróleo praticado no ano de 2001 implicou em um alto nível de serviço, uma vez que foi quase nula a probabilidade de não haver petróleo em condições para processamento imediato nas unidades de destilação da REPLAN. Esse elevado nível de serviço, entretanto, se deu às custas da negação de vários dos preceitos da Logística Empresarial citados por Ballou (1993) e previamente tratados na seção 2.2.1.

É importante observar também que os estoques operacionais médios poderiam ser reduzidos em até 100 000 m³ sem que isto implicasse em risco apreciável^[17]. Por outro lado, a redução de 150 000 m³ já poderia se caracterizar excessivamente arriscada. Um número inicial seria uma redução da ordem de 130 000 m³ – correspondentes à retirada de operação de dois “Maracanãs”.

Com relação ao aspecto de qualidade extrínseca da matéria prima, constatou-se que o risco de falta de petróleo caiu, de forma não linear, na medida em que o óleo recebido não apresentou problemas de BSW. Aqui

¹⁷ Neste trabalho visou-se à quantificação dos riscos relacionados às reduções deliberadas nos estoques de petróleo, entretanto sem o objetivo de se rotular esses riscos como pequenos, médios, apreciáveis ou grandes.

apareceu mais uma face da questão logística relacionada ao gerenciamento de estoques pouco citada pelos autores de textos que tratam de Logística: a necessidade de se manter estoque adicional por conta da deficiência na qualidade extrínseca da matéria prima recebida pelo refinador.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

6.1. Introdução

Neste capítulo estão apresentadas as principais conclusões do trabalho, que advoga pela redução no estoque médio de petróleo na refinaria tratada no estudo de caso. Adicionalmente, são expostas as recomendações para a realização de novas e mais completas análises e estudos relacionadas ao assunto tratado neste trabalho.

6.2. Conclusões

Esta dissertação permitiu ao autor estabelecer várias conclusões relacionadas a um dos principais assuntos estudados e que certamente norteia a ciência da Logística Empresarial: a redução de estoques.

Evidenciou-se de forma inequívoca que a permanente busca pela redução de estoques é um dos grandes *trade-offs* da Logística: de um lado os ganhos (notadamente os financeiros) obtidos pela política de menores estoques; de outro lado, a constatação que estoques demasiadamente baixos podem impactar de forma negativa o nível de serviço pretendido – a continuidade operacional das unidades de destilação da refinaria neste caso.

A metodologia adotada para a simulação foi a espinha dorsal deste trabalho – a partir dela foram definidas as diversas etapas deste trabalho: introdução aos “números prontos” da indústria do petróleo, o método de Monte Carlo, desde seu histórico até um pequeno tutorial mostrando como proceder, na prática, o seu uso, as análises e tratamentos dos dados, as simulações propriamente ditas e as análises dos resultados.

Outra conclusão diz respeito ao método de Monte Carlo utilizado neste trabalho: o método mostrou-se de grande serventia e precisão nos resultados. Aliado a estas características há uma outra que certamente colaborou sobremaneira em sua consagração mundial como uma das ferramentas mais apropriadas para a simulação de problemas de características estocásticas: a sua simplicidade.

Com relação aos resultados obtidos, merece destaque especial o fato de as simulações terem apontado, de forma clara, que reduções de 50 000 m³ ou mesmo de 100 000 m³ no estoque operacional médio de petróleo da REPLAN em relação aos valores praticados ao longo do ano de 2001 são exequíveis com grau de risco baixo: 2% de probabilidade de o estoque operacional especificado ser menor que 108 000 m³. Estoques desta grandeza são equivalentes a aproximadamente dois dias de processamento nas unidades de destilação da refinaria.

É conveniente salientar que uma redução de 100 000 m³ no estoque médio de petróleo, mesmo sem considerar os ganhos associados aos lastros, significa igualmente uma redução de aproximadamente US\$ 12,6 milhões em estoque imobilizado de petróleo, admitindo o valor médio do barril de petróleo como sendo US\$ 20.

Outro resultado de grande interesse obtido com as simulações foi a proposta de redução de 130 000 m³ no estoque de petróleo. Esta opção constitui-se em uma análise de suma importância uma vez que este volume é o equivalente à retirada de operação de dois tanques “Maracanãs”. Neste caso se pôde constatar ainda um ganho adicional, referente ao deslastreamento desses tanques: uma economia de mais 23 500 m³ de petróleo no estoque total – algo como US\$ 2,94 milhões ainda com o barril do petróleo cotado ainda ao mesmo valor médio de US\$ 20.

Mais um aspecto importante a ser observado é o relacionado à deficiência de qualidade do petróleo recebido na REPLAN: a constatação e quantificação de que o risco de falta de petróleo cresce na medida em que o petróleo possa apresentar BSW acima do limite especificado de 1,0% em volume. Visando ao estoque mínimo operacional especificado de 108 000 m³, o risco de falta de petróleo em condições de processamento é de cerca de 1,5 ponto porcentual maior no caso em que se tenham problemas com a qualidade do petróleo e se planeje operar a refinaria com estoque operacional médio 130 000 m³ inferior àquele observado ao longo do ano de 2001.

Finalmente, com relação à classificação dos riscos de falta de estoque especificado para processamento cabe um comentário de grande pertinência:

existe uma certa subjetividade inerente na classificação e rotulação dos riscos como pequenos, médios, grandes ou quaisquer outras. É fundamental que fique claro que todas as decisões relacionadas às políticas corporativas, regionais ou locais de controle de estoques, com todos os seus reflexos diretos sobre os riscos de falta de petróleo são, em uma última análise, de caráter predominantemente gerencial. Consoante com este raciocínio, a metodologia apresentada e analisada nesta dissertação, desenvolvida e fundamentada em aspectos de caráter técnico e científico, teve como objetivo principal servir de ferramenta de apoio à tomada de decisões pelos diversos níveis gerenciais da companhia.

6.3. Recomendações

As simulações realizadas neste trabalho não contemplaram segregações entre os diferentes tipos de petróleo, conforme descrito no item 1.3 - Objetivos e limitações de alcance do trabalho. Poderiam ter sido analisadas essas alternativas, visando à melhor representação da realidade dos estoques de petróleo da REPLAN.

Outra recomendação é relacionada ao alcance do trabalho, que ficou limitado apenas a uma das refinarias do sistema Petrobrás. Um trabalho mais amplo pode ser daqui desdobrado, estudando, analisando e propondo otimização do estoque de petróleo, por exemplo, em todo o sistema na área do Estado de São Paulo, que inclui mais três refinarias além da REPLAN, um terminal marítimo com grande capacidade de armazenamento de petróleo – o TEBAR, em São Sebastião – e a estação intermediária de bombeio localizada no município de Guararema, também com elevada capacidade de armazenamento de petróleo, além dos quatro oleodutos para transporte de petróleo que servem a essas refinarias. Mais uma vez antevê-se que os ganhos somem cifras bastante elevadas, colaborando de forma veemente para a melhoria dos indicadores de gestão financeira da empresa, em particular do ROCE.

Com relação aos dados históricos, a utilização de uma série de dados com a extensão de um ano deveu-se à comodidade e limitações de caráter acadêmicas. O banco de dados de estoques, movimentações e qualidade da Petrobrás, BDEMQ, tem disponíveis informações sobre estoques, movimentações por oleodutos, qualidade extrínseca dos petróleos e seu processamento nas unidades de destilação de todas as refinarias da empresa por um período bastante grande – superior a 25 anos. Portanto, dados de um histórico mais alongado podem ser utilizados sem grandes dificuldades adicionais.

O estudo também não se estendeu sobre os estoques de derivados de petróleo, especialmente dos tipos de óleo diesel, das gasolinas e dos vários graus de óleos combustíveis produzidos pelas refinarias. Estas famílias de derivados tipicamente estão presentes em quantidades expressivas na maior parte do parque de refino, estações e terminais do sistema Petrobrás. Os ganhos financeiros advindos das reduções dos estoques destes produtos certamente seriam muito elevados, apresentando um forte impacto positivo no caixa da empresa.

Enfim, a ampliação do escopo deste trabalho, englobando também os derivados de petróleo, quer sejam eles os derivados intermediários ou os derivados acabados, é mais uma das recomendações que se faz aos possíveis postulantes à missão de continuação e melhoria deste trabalho.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abken, P. An empirical evaluation of value at risk by scenario simulation. *Journal of Derivatives*, Summer2000, Vol. 7 Issue 4, p.12.

Alvarenga, A. C.; Novaes, A. G. N. Logística aplicada suprimento e distribuição física. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda., 3ª. edição, 2000, 194 p.

Atkinson, H. No stockpiling of inventory. *JoC Week*, Jan2002, vol. 2 Issue 45, p.40.

Ballou, R. H. Logística empresarial. São Paulo: Editora Atlas S.A., 1993, 1ª edição, 388 p.

Bodamer, D. Simulator models world trade center fire. *Civil Engineering*, Mar2002, Vol. 72 Issue 3, p.38.

Bowersox, D. J.; Closs, D. J. Logistical management: the integrated supply chain process. New York: McGraw-Hill, 1196, 1st edition, 786 p.

Cao, Q.; Patterson, J. W.; Melkonian, J. A three-stage simulation based approach to inventory management with discrete demand. *International Journal of Production Research*, Sep96, Vol. 34 Issue 9, p.2553.

Chao, H.-P.; Manne, A. S. Oil stockpiles and import reductions: a dynamic programming approach. *Operations Research*, Jul/Aug83, Vol. 31 Issue 4, p.632.

Clark, D. E. Monte Carlo analysis: ten years of experience. *Cost Engineering*, Jun2001, Vol. 43 Issue 6, p.40.

Coyle, J. J.; Bardi, E. J.; Langley Jr., C. J. The management of business logistics. Saint Paul: West Publishing Company, 1996, 6ª edição, 631 p.

Dávalos, R. V. Um modelo de cálculo dos preços instantâneos no suprimento de eletricidade através de algoritmos genéticos e do método de simulação de Monte Carlo. Florianópolis: UFSC-EPS, julho 1997 (tese de doutorado).

Ding, C.; Haskin, E. Monte Carlo methods in parallel computing. Albuquerque Resource Center – University of New Mexico – novembro 1995

Fishman, G. S. Monte Carlo: concepts, algorithms, and applications. New York: Springer-Verlag, 1996, 698 p.

Fonseca, J. S.; Martins, G. A. Curso de estatística. São Paulo: Atlas, 1978, 2ª. edição, 173 p.

Francisco, Devanil A. Minimização dos estoques para forçar o aparecimento dos problemas que existem na empresa. Florianópolis: UFSC-EPS, 1991 (dissertação de mestrado).

Geyer, W. Where was our petroleum storage capacity gone? *National Petroleum News*, Dec99, Vol. 91 Issue 13, p. 25.

Goldbarg, M. C.; Luna, H. P. L. Otimização combinatória e programação linear. Rio de Janeiro: Editora Campus Ltda., 2000, 649 p.

Hammersley, J. M.; Handscomb, D. C. Monte Carlo methods. Londres: Methuen & Co. Ltd, 1964, 178 p.

Houaiss, A.; Villar, M. S. Dicionário Houaiss da língua portuguesa. Rio de Janeiro: Objetiva, 2001, 2925 p.

Huang, M.; Wang, D.; Ip, W. H. A simulation and comparative study of the conwip, kanban and mrp production control systems in a cold rolling plant. *Production Planning & Control*, Dec.1998, Vol. 9 Issue 8, p. 803.

Kautt, G.; Wieland, F. Modeling the future: the full Monte, the latin hypercube and other curiosities. *Journal of Financial Planning*, Dec2001, Vol. 14 Issue 12, p.78.

Lapponi, J. C. Estatística usando Excel 5 e 7. São Paulo: Lapponi Treinamento e Editora, 1997, 420 p.

Magalhães, G. C. P. Simulação de Monte Carlo em análises de investimentos. Rio de Janeiro: UFRJ-COPPE, fevereiro 1987 (dissertação de mestrado).

Mazel, J. L. (editor) IQR: logisticians' new inventory reduction tool focuses on dollars. *IOMA's Report on Managing Logistics*, Jun2002, Vol. 2 Issue 6, p. 1.

Mentzer, J. T.; Krishnan, R. The effect of assumption of normality on inventory control/customer service. *Journal of Business Logistics*, 1985, Vol. 6 Issue 1, p. 101.

Metropolis, N.; Ulam S. The Monte Carlo method *Journal of the American Statistical Association*, vol.44 n^o 247, Setembro 1949, pp.335-341.

Nawrocki, D. The problems with Monte Carlo simulation. *Journal of Financial Planning*, Nov2001, Vol. 14 Issue 11, p.92.

Peterson, K. Collaboration lessens supply chains swings. *Semiconductor International*, Jan2002, Vol. 25 Issue 1, p. 65.

Pföhl, H.-C.; Cullmann, O.; Stölze, W. Inventory management with statistical process control: simulation and evaluation. *Journal of Business Logistics*, 1999, Vol. 20 Issue 1, p. 101.

Rees, L.P.; Greenwood, A. G.; Siochi, F. C. A best-first search approach for determining starting regions in simulation optimization. *IIE Solutions*, May2002, Vol. 34 Issue 5, p. 45.

Robertson, J. Logistic system control crucial to profitable operations. *Offshore*, Sep1995, Vol. 55 Issue 9, p.84.

Rubinstein, R. Y. Simulation and the Monte Carlo method. New York, John Wiley & Sons, 1981, 278 p.

Spiegel, Murray R. Estatística: resumo da teoria, 875 problemas resolvidos, 619 problemas propostos São Paulo, McGraw-Hill, 1974 (Coleção Schaum).

Strathern, P. Oppenheimer and the bomb. Londres: Arrow Books, 1998.

Turner, H. S. Evaluating seaport policy alternatives: a simulation study of terminal leasing policy and system performance. *Maritime Policy & Management*, Jul2000, Vol. 27 Issue 3, p.283.

Verotti Filho, C. Técnicas de simulação. Material apresentado em curso de análise de riscos ministrado na Petrobras/CEN-NOR em 2000, disponível em julho/2002 na intranet corporativa da Petrobras no endereço eletrônico (URL): http://wwwcennor.dirinf-ba.petrobras.com.br/Material_Didatico/Verotti/Analiseriscos

von Rönik, W. System testing via Monte Carlo. *Futures: News, Analysis & Strategies for Futures, Options & Derivatives Traders*, Apr2001, Vol. 30 Issue 5, p.44.

Walsh, D. C.; Raftery, A. E. Detecting mines in minesfields with linear characteristics. *Technometrics*, Feb2002, Vol. 44 Issue 1, p.34.

Zinn, W.; Marmorstein, H. Comparing two alternative methods of determining safety stock levels: the demand and the forecast. *Journal of Business Logistics*, 1990, Vol. 11 Issue 1, p.95.

Zotteri, G. The impact fo distributions of uncertain lumpy demand on inventories. *Production Planning & Control*, Jan2000, Vol. 11 Issue 1, p.32.

8. ANEXO – BIBLIOGRAFIA

Becker, N. G.; Britton, T. Statistical studies of infectious disease incidence. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Jun99, Vol. 61 Issue 2, p.287.

Bielecki, J.; Kumar, P. Optimality of zero inventory policies for unreliable manufacturing systems. *Operations Research*, v. 36, pp. 332-341, July/August 1988.

Cooper, M. C. Freight consolidation and warehouse location strategies in physical distribution systems. *Journal of Business Logistics*, 1983, Vol. 4 Issue 2, p. 53.

Glashoff, K.; Gustafson, Sven-Ake Linear optimization and approximation. New York: Springer Verlag, 1983.

Levine, R. A.; Casella, G. Implementations of the Monte Carlo EM algorithm. *Journal of Computational & Graphical Statistics*, Sep2001, Vol. 10 Issue 3, p.422.

Macedo Neto, Luiz Sistema de produção com inventário minimizado: uma abordagem técnico-financeira. São Paulo: IMAM, 1989.

Martins, V. S. Trade-off logístico no suprimento de peças e componentes importados da FIAT automóveis S.A. Florianópolis: UFSC-EPS, 2001 (dissertação de mestrado).

Rosenfield, D. B. Disposal of excess inventory. *Operations Research*, vol. 37, pp. 404-409, May/June, 1989.

9. ANEXO – GLOSSÁRIO

AD	Anderson-Darling – critério de ajuste de curvas
ATE	Alto teor de enxofre – diz-se tipicamente dos petróleos cujos resíduos de vácuo apresentam mais de 1% em peso de enxofre
BDEMQ	Banco de dados de estoques, movimentações e qualidade da Petrobras
BSW	Abreviatura em inglês de <i>bottom sediments and water</i> – água e sedimentos de fundo
BTE	Baixo teor de enxofre – tipicamente óleos que apresentam menos de 1% em peso de enxofre no resíduo de vácuo
CEP	Controle estatístico de processo
Condensado	Tipo de óleo cru que não tem as frações mais pesadas como gasóleos e resíduo de vácuo
CONWIP	Abreviatura de <i>Constant Work-In-Process</i> , um método de controle de produção proposto por Spearman
Destilação atmosférica	Processo de fracionamento do petróleo por destilação em torre que opera com pressões próximas à pressão atmosférica
Destilação a vácuo	Processo de destilação que complementa o fracionamento do petróleo iniciado na destilação atmosférica. Nesta etapa a fração do petróleo que não destilou na destilação atmosférica é submetida ao vácuo.
EDI	<i>Electronic Data Interchange</i> – padrão de troca de informações eletrônicas tipicamente empregado para que clientes façam seus pedidos de suprimentos aos fornecedores
Estoque Bruto	Estoque total de óleo em um ou mais tanques, incluindo o volume dos lastros
Estoque Operacional	Estoque disponível de óleo em tanque. É a diferença entre o estoque bruto e o volume imobilizado nos lastros.

FCC	Abreviatura de <i>fluidized catalytic cracking</i> , ou seja, craqueamento catalítico fluido. Tipo de unidade de processo bastante comum em refinarias de petróleo, produzindo gás de cozinha, gasolina e componentes para o <i>pool</i> de óleos combustíveis industriais.
IQR	<i>Inventory Quality Ratio</i> – metodologia de redução de estoques, apresentado por Mazel (2000) – vide as referências bibliográficas
<i>Just-in-time</i>	A idéia do <i>just-in-time</i> é suprir produtos para a linha de produção, depósito ou cliente apenas quando eles são necessários.
KS	Abreviatura de Kolmogorov-Smirnov – critério de ajuste de curvas
“Maracanã”	Tipo de tanque de grande capacidade de armazenagem: 65 mil m ³ de capacidade operacional e 78 mil m ³ de capacidade bruta – vide a Tabela 5-8
MC	Abreviatura do método de Monte Carlo
MCMC	Cadeia de Markov via método de Monte Carlo
MRP	Sigla em inglês de <i>Material Requirement Planning</i> – um sistema de planejamento de requisição de materiais
MRP-II	Sigla em inglês de Manufacturing Resources Planning – um sistema de planejamento de requisição de materiais variante do MRP
<i>Offshore</i>	Palavra da língua inglesa que designa atividades, usualmente de produção de petróleo, realizadas fora da terra firme, especialmente no mar
OPEC	Organização dos países exportadores de petróleo
Osvat-30”	Oleoduto de transferência de petróleo entre a estação de Guararema e a REPLAN
Osvat-38”	Oleoduto de transferência de petróleo entre as estações de Rio Pardo e Guararema
Osvat-42”	Oleoduto de transferência de petróleo entre o terminal de São Sebastião, TEBAR, e a estação de Rio Pardo
Petrobras	Petróleo Brasileiro S/A

r	Coeficiente de correlação
<i>Rat cracking</i>	Resíduo do processo de destilação atmosférica (<i>RA_t</i>) que possui características físico-químicas que permitem seu processamento diretamente nas unidades de FCC
REPAR	Refinaria Presidente Getúlio Vargas, localizada em Araucária/PR
REPLAN	Refinaria de Paulínia, localizada em Paulínia/SP
REVAP	Refinaria Henrique Laje, localizada em São José dos Campos/SP
Resíduo atmosférico	Resíduo obtido após a destilação do petróleo em uma unidade de destilação atmosférica (<i>RA_t</i>)
Resíduo de vácuo (<i>RV</i>)	Resíduo final obtido após a destilação do petróleo na unidade de destilação a vácuo.
ROCE	Abreviatura, em inglês, de “retorno sobre o capital empregado” – mede o retorno financeiro propiciado pelo capital empregado em empreendimentos
S	Erro-padrão
<i>Software</i>	Programa de computador
Tanque “pequeno”	Um dos dois tipos de tanques disponíveis na REPLAN para armazenamento de petróleo – vide a Tabela 5-8
TEBAR	Terminal Almirante Barroso, em São Sebastião/SP
TIR	Taxa interna de retorno de investimento ou aplicação financeira
U-200	Unidade de destilação atmosférica número 1 da refinaria do estudo de caso
U-200A	Unidade de destilação atmosférica número 2 da refinaria do estudo de caso
VPL	Valor presente líquido de um investimento ou aplicação financeira
χ^2	Abreviatura para o teste chi-quadrado
μ	Média
σ	Desvio padrão

10. ANEXO – DADOS UTILIZADOS

Nas tabelas a seguir constam partes (exemplos) dos dados utilizados nas simulações realizadas neste trabalho.

Os dados marcados com *** no campo “Obs.” das tabelas foram aqueles expurgados das análises, conforme abordado na seção 3.5.1, por serem considerados atípicos – excessivamente altos ou anormalmente baixos.

Importante: os supracitados expurgos não se aplicaram às séries de dados de estoque operacional (E_{OP}) e estoque bruto (E_{BR}).

Essas séries de dados, que comprovadamente apresentam distribuições normais – conforme demonstrado anteriormente, têm as seguintes médias e desvios padrões:

Tabela 10-1: Valores das médias e desvios padrões das variáveis

Variável	Média	Desvio Padrão
E_{OP}	349 844	67 667
E_{BR}	469 727	67 448
V_R	56 963	6 319
C_{U_1}	26 967	534,6
C_{U_2}	26 628	576,0
D_Q	18,36	9,86

Tabela 10-2: Volume de petróleo recebido do Osvat-30"

Data	Vol. Recebido	Obs.	Data	Vol. Recebido	Obs.
01/01/01	60045		17/02/01	56736	
02/01/01	58080		18/02/01	59265	
03/01/01	50538		19/02/01	69318	
04/01/01	41148		20/02/01	52785	
05/01/01	51153		21/02/01	59613	
06/01/01	52704		22/02/01	60777	
07/01/01	52980		23/02/01	58434	
08/01/01	52545		24/02/01	55632	
09/01/01	53613		25/02/01	58563	
10/01/01	54237		26/02/01	57288	
11/01/01	27552	***	27/02/01	61200	
12/01/01	54654		28/02/01	57090	
13/01/01	37038	***	01/03/01	58491	
14/01/01	55107		02/03/01	54660	
15/01/01	51372		03/03/01	58566	
16/01/01	40362		04/03/01	59208	
17/01/01	36909	***	05/03/01	31899	***
18/01/01	8640	***	06/03/01	63603	
19/01/01	56253		07/03/01	58101	
20/01/01	56535		08/03/01	38292	***
21/01/01	55752		09/03/01	60738	
22/01/01	57045		10/03/01	42111	
23/01/01	54501		11/03/01	56301	
24/01/01	63939		12/03/01	55329	
25/01/01	57999		13/03/01	53130	
26/01/01	54171		14/03/01	55299	
27/01/01	54924		15/03/01	55461	
28/01/01	57552		16/03/01	58308	
29/01/01	57591		17/03/01	33741	***
30/01/01	60531		18/03/01	57417	
31/01/01	64848		19/03/01	54639	
01/02/01	29946	***	20/03/01	9771	***
02/02/01	61992		21/03/01	36858	***
03/02/01	54663		22/03/01	57669	
04/02/01	54045		23/03/01	32610	***
05/02/01	30858	***	24/03/01	17526	***
06/02/01	22083	***	25/03/01	31776	***
07/02/01	65937		26/03/01	56565	
08/02/01	54453		27/03/01	53517	
09/02/01	16347	***	28/03/01	44151	
10/02/01	63549		29/03/01	21708	***
11/02/01	57963		30/03/01	58068	
12/02/01	63126		31/03/01	64152	
13/02/01	47643		01/04/01	57312	
14/02/01	58848		02/04/01	65952	
15/02/01	56796		03/04/01	46551	
16/02/01	56100		04/04/01	59862	

Tabela 10-3: Estoque bruto de fechamento

Data	Est. Bruto Fech.	Obs.	Data	Est. Bruto Fech.	Obs.
01/01/01	436062		17/02/01	531864	
02/01/01	441210		18/02/01	537393	
03/01/01	438102		19/02/01	550971	
04/01/01	426588		20/02/01	549576	
05/01/01	424677		21/02/01	554814	
06/01/01	423687		22/02/01	561150	
07/01/01	423507		23/02/01	565077	
08/01/01	423564		24/02/01	566949	
09/01/01	425145		25/02/01	571431	
10/01/01	426963		26/02/01	574437	
11/01/01	404139		27/02/01	583503	
12/01/01	409329		28/02/01	586230	
13/01/01	397575		01/03/01	592518	
14/01/01	402897		02/03/01	599973	
15/01/01	404169		03/03/01	611022	
16/01/01	394065		04/03/01	618795	
17/01/01	379917		05/03/01	600675	
18/01/01	337302		06/03/01	611466	
19/01/01	342522		07/03/01	614754	
20/01/01	359190		08/03/01	599379	
21/01/01	360852		09/03/01	605643	
22/01/01	364968		10/03/01	593382	
23/01/01	366732		11/03/01	595905	
24/01/01	377925		12/03/01	596916	
25/01/01	382860		13/03/01	595782	
26/01/01	393573		14/03/01	596997	
27/01/01	407253		15/03/01	598278	
28/01/01	422538		16/03/01	602493	
29/01/01	436962		17/03/01	582717	
30/01/01	454281		18/03/01	586659	
31/01/01	476265		19/03/01	588804	
01/02/01	462951		20/03/01	542868	
02/02/01	480540		21/03/01	527481	
03/02/01	492894		22/03/01	531864	
04/02/01	502563		23/03/01	515355	
05/02/01	491196		24/03/01	479553	
06/02/01	476133		25/03/01	456747	
07/02/01	512931		26/03/01	459747	
08/02/01	524733		27/03/01	459816	
09/02/01	495780		28/03/01	450237	
10/02/01	511200		29/03/01	420639	
11/02/01	514968		30/03/01	426171	
12/02/01	524289		31/03/01	437754	
13/02/01	518763		01/04/01	442638	
14/02/01	525141		02/04/01	457911	
15/02/01	527835		03/04/01	456795	
16/02/01	529941		04/04/01	464448	

Tabela 10-4: Volume de petróleo processado na U-200

Data	Vol. Proc. U-200	Obs.	Data	Vol. Proc. U-200	Obs.
01/01/01	27018		17/02/01	26658	
02/01/01	26658		18/02/01	26661	
03/01/01	27021		19/02/01	26658	
04/01/01	26211		20/02/01	26661	
05/01/01	26658		21/02/01	26661	
06/01/01	26799		22/02/01	27096	
07/01/01	26661		23/02/01	26658	
08/01/01	26655		24/02/01	26664	
09/01/01	26667		25/02/01	26658	
10/01/01	26664		26/02/01	26661	
11/01/01	26655		27/02/01	25188	
12/01/01	26667		28/02/01	26661	
13/01/01	26442		01/03/01	25308	
14/01/01	26658		02/03/01	20370	***
15/01/01	26661		03/03/01	21663	***
16/01/01	26658		04/03/01	26655	
17/01/01	26658		05/03/01	27225	
18/01/01	26655		06/03/01	27228	
19/01/01	26658		07/03/01	27222	
20/01/01	26658		08/03/01	27075	
21/01/01	26661		09/03/01	27924	
22/01/01	27411		10/03/01	27786	
23/01/01	26664		11/03/01	26967	
24/01/01	26655		12/03/01	27501	
25/01/01	26664		13/03/01	27516	
26/01/01	26667		14/03/01	26685	
27/01/01	26658		15/03/01	27390	
28/01/01	26661		16/03/01	27492	
29/01/01	26658		17/03/01	27102	
30/01/01	26661		18/03/01	27048	
31/01/01	26664		19/03/01	26862	
01/02/01	26661		20/03/01	27891	
02/02/01	26661		21/03/01	25974	
03/02/01	26661		22/03/01	27030	
04/02/01	26658		23/03/01	24510	
05/02/01	26658		24/03/01	26961	
06/02/01	23199	***	25/03/01	27849	
07/02/01	24552		26/03/01	27273	
08/02/01	26664		27/03/01	27186	
09/02/01	26661		28/03/01	27183	
10/02/01	26658		29/03/01	27126	
11/02/01	26658		30/03/01	27150	
12/02/01	26658		31/03/01	26661	
13/02/01	26664		01/04/01	26661	
14/02/01	26202		02/04/01	26667	
15/02/01	26904		03/04/01	26679	
16/02/01	26973		04/04/01	26670	

Tabela 10-5: Volume de petróleo processado na U-200A

Data	Vol. Proc. U-200A	Obs.	Data	Vol. Proc. U-200A	Obs.
01/01/01	27363		17/02/01	27543	
02/01/01	26508		18/02/01	26667	
03/01/01	26466		19/02/01	28848	
04/01/01	26619		20/02/01	27177	
05/01/01	26481		21/02/01	27453	
06/01/01	26472		22/02/01	26898	
07/01/01	26205		23/02/01	27606	
08/01/01	25701		24/02/01	26862	
09/01/01	25140		25/02/01	26832	
10/01/01	25707		26/02/01	27255	
11/01/01	23928	***	27/02/01	26466	
12/01/01	23448	***	28/02/01	27315	
13/01/01	22881	***	01/03/01	26463	
14/01/01	23316	***	02/03/01	26463	
15/01/01	23676	***	03/03/01	26466	
16/01/01	23838	***	04/03/01	24840	
17/01/01	24768		05/03/01	23322	***
18/01/01	24636		06/03/01	25587	
19/01/01	24567		07/03/01	26913	
20/01/01	13212	***	08/03/01	26724	
21/01/01	26730		09/03/01	26487	
22/01/01	25779		10/03/01	26517	
23/01/01	26088		11/03/01	26604	
24/01/01	26634		12/03/01	26493	
25/01/01	26964		13/03/01	26511	
26/01/01	16941	***	14/03/01	26976	
27/01/01	14757	***	15/03/01	26544	
28/01/01	15627	***	16/03/01	26544	
29/01/01	16518	***	17/03/01	26496	
30/01/01	16539	***	18/03/01	26511	
31/01/01	16785	***	19/03/01	26499	
01/02/01	16869	***	20/03/01	26970	
02/02/01	17898	***	21/03/01	26472	
03/02/01	15624	***	22/03/01	26745	
04/02/01	17787	***	23/03/01	24972	
05/02/01	15822	***	24/03/01	26850	
06/02/01	14145	***	25/03/01	26706	
07/02/01	4914	***	26/03/01	26472	
08/02/01	16566	***	27/03/01	26499	
09/02/01	18633	***	28/03/01	26463	
10/02/01	21549	***	29/03/01	24561	
11/02/01	27423		30/03/01	25461	
12/02/01	27162		31/03/01	25935	
13/02/01	26625		01/04/01	25941	
14/02/01	26472		02/04/01	24108	
15/02/01	27315		03/04/01	21462	***
16/02/01	26754		04/04/01	25962	

Tabela 10-6: Estoque operacional de fechamento

Data	Est. Oper. Fech.	Obs.	Data	Est. Oper. Fech.	Obs.
01/01/01	320731		17/02/01	416873	
02/01/01	325803		18/02/01	422410	
03/01/01	322841		19/02/01	435896	
04/01/01	311386		20/02/01	434625	
05/01/01	309469		21/02/01	439872	
06/01/01	308565		22/02/01	446270	
07/01/01	308407		23/02/01	450119	
08/01/01	308396		24/02/01	452005	
09/01/01	310124		25/02/01	456425	
10/01/01	311957		26/02/01	459440	
11/01/01	289106		27/02/01	468566	
12/01/01	294236		28/02/01	471288	
13/01/01	282479		01/03/01	477617	
14/01/01	287605		02/03/01	485240	
15/01/01	288926		03/03/01	495920	
16/01/01	278836		04/03/01	503718	
17/01/01	264762		05/03/01	485615	
18/01/01	222198		06/03/01	495141	
19/01/01	227430		07/03/01	493598	
20/01/01	244130		08/03/01	478200	
21/01/01	246015		09/03/01	484478	
22/01/01	250070		10/03/01	472184	
23/01/01	251822		11/03/01	474780	
24/01/01	262926		12/03/01	475844	
25/01/01	267990		13/03/01	474679	
26/01/01	278702		14/03/01	476006	
27/01/01	292301		15/03/01	477254	
28/01/01	307491		16/03/01	481505	
29/01/01	321919		17/03/01	461675	
30/01/01	339240		18/03/01	465633	
31/01/01	361206		19/03/01	467551	
01/02/01	347900		20/03/01	421676	
02/02/01	365458		21/03/01	406512	
03/02/01	377826		22/03/01	410788	
04/02/01	387491		23/03/01	394165	
05/02/01	376250		24/03/01	358368	
06/02/01	361181		25/03/01	335576	
07/02/01	397925		26/03/01	338529	
08/02/01	409680		27/03/01	338647	
09/02/01	380787		28/03/01	329075	
10/02/01	396240		29/03/01	299330	
11/02/01	399993		30/03/01	304892	
12/02/01	409341		31/03/01	316519	
13/02/01	403872		01/04/01	321400	
14/02/01	410225		02/04/01	336683	
15/02/01	412891		03/04/01	335668	
16/02/01	414999		04/04/01	343262	

Tabela 10-7: Qualidade do Petróleo Recebido ao Longo do Ano de 2001

% do petróleo recebido não especificado	Frequência de ocorrência verificada	Probabilidade de ocorrência
0% a 5%	0	0,0000%
5% a 10%	2	16,6667%
10% a 15%	3	25,0000%
15% a 20%	3	25,0000%
25% a 30%	2	8,3333%
30% a 35%	0	0,0000%
35% a 40%	1	8,3333%
40% a 100%	0	0,0000%
	Total = 12	Total = 100,0000%

11. APÊNDICE – O MÉTODO DE MONTE CARLO

11.1. Introdução

Neste apêndice são apresentados: um pequeno histórico do método de Monte Carlo, a descrição de como proceder a simulação pelo método (incluindo um pequeno tutorial na determinação do valor aproximado do número transcendental π) e, por fim, uma discussão mais detalhada sobre a escolha do valor 5 000 para o número de números aleatórios nas simulações, em complementação ao exposto na seção 2.4.2.1.

11.2. Histórico do método de Monte Carlo

Há duas vertentes principais para o nome do método de Monte Carlo. Uma advoga que o nome do método é uma homenagem ao mundialmente conhecido cassino da cidade de Monte Carlo, no principado de Mônaco, por causa de suas roletas, jogos de dados ou carteados que são, em última instância, meros mecanismos de geração de números aleatórios. Por sua vez, os números aleatórios estão na “alma” do método de Monte Carlo, daí o paralelo.

Outra corrente prega que se trata de codinome para esta técnica de simulação, que foi fortemente impulsionada durante as pesquisas no deserto do Novo México, nos Estados Unidos, para a produção da bomba atômica, na primeira metade da década de 1940 (Strathern, 1998).

O fato é que o nome e o desenvolvimento sistemático do método datam de aproximadamente 1944. Há, entretanto, um número significativo de instâncias isoladas nas quais o método foi anteriormente utilizado de forma não sistematizada.

Um exemplo de utilização prévia da simulação de Monte Carlo ocorreu na Europa na segunda metade do século XIX. Naquela ocasião, várias pessoas estiveram envolvidas na realização de um experimento segundo o qual se lançava uma agulha sobre um painel quadriculado e se inferia o valor de π a partir das observações do número de interseções entre a agulha e as linhas (grade) desenhadas no painel.

Bem mais recentemente (Ding e Haskin, 1995) foi apresentada uma metodologia “geométrica” para se calcular o valor de π através das simulações de Monte Carlo – este método está descrito mais detalhadamente em uma próxima seção deste mesmo capítulo (seção 11.3).

No início do século XX as escolas britânicas de estatística apresentaram uma quantidade razoável de trabalhos relacionados às simulações de Monte Carlo, sem que o método ainda tivesse esse nome. Ocorre que a maioria era de caráter puramente acadêmico e raramente esses trabalhos tinham algum uso prático e, portanto, sua divulgação era pequena.

Em 1908, Student (William Sealey Gosset) usou a amostragem experimental para auxiliá-lo no desenvolvimento do coeficiente de correlação. No mesmo ano, Student também utilizou a amostragem para apoiar sua crença na chamada distribuição t , que ele havia derivado de uma análise teórica tida como duvidosa e incompleta.

O grande uso de simulações de Monte Carlo, entretanto, foi como ferramenta nos trabalhos relacionados ao desenvolvimento da bomba atômica durante a Segunda Guerra Mundial. Este trabalho envolvia simulação direta de problemas probabilísticos relacionados à difusão aleatória de nêutrons em material físsil. Personalidades mundialmente conhecidas, como Von Neumann, Oppenheimer, Metropolis e Ulam estiveram diretamente envolvidos com esta “roleta russa” e aos dois últimos se atribui o batismo do método (Strathern, 1998; Rubinstein, 1981).

No início do século XX o método de simulação de Monte Carlo havia sido empregado por físicos teóricos como ferramenta de auxílio no estudo da equação de Boltzmann. Apesar de muitos avanços obtidos com as simulações de Monte Carlo, o desenvolvimento sistemático dessas idéias e metodologia teve de esperar o trabalho de Harris e Kahn, em 1948. Nessa ocasião, Fermi, Metropolis e Ulam obtiveram estimativas para os autovalores para a equação de Schrödinger utilizando simulações pelo método de Monte Carlo.

O artigo “*The Monte Carlo Method*”, da autoria de Metropolis e Ulam, divulgando e formalizando o método foi publicado em 1949 no “*Journal of the American Statistical Association*”.

11.3. Tutorial do método de Monte Carlo: cálculo do valor de p

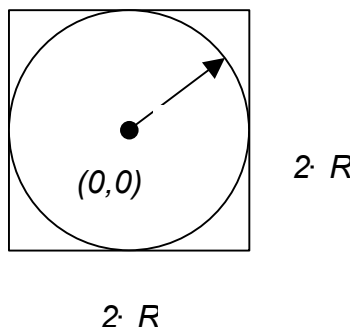
A proposta abaixo, para cálculo do valor de π pelo método de Monte Carlo, foi adaptada pelo autor desta dissertação do trabalho originalmente proposto por Ding e Haskin (1995):

Toma-se um círculo de raio igual a R com centro nas coordenadas $(0,0)$. Da geometria é sabido que é a seguinte equação para a sua circunferência:

$$x^2 + y^2 = R^2 \quad \text{eq. 11-1}$$

No passo seguinte, admite-se que o círculo esteja inscrito em um quadrado de lado igual a $2 \cdot R$, conforme a figura a seguir:

Figura 11-1: Círculo inscrito em quadrado



A área do quadrado de lado $2 \cdot R$ é dada por:

$$A_Q = 4 \cdot R^2 \quad \text{eq. 11-2}$$

Enquanto que a área do círculo é dada por:

$$A_C = p \cdot R^2 \quad \text{eq. 11-3}$$

Tem-se, então, que a relação entre as áreas do círculo e a área do quadrado é $\frac{p}{4}$, dada pela equação a seguir, independente de qual seja o valor do raio R :

$$\frac{A_C}{A_Q} = \frac{p \cdot R^2}{4 \cdot R^2} = \frac{p}{4} \quad \text{eq. 11-4}$$

O passo seguinte consiste em aplicar o método de Monte Carlo, gerando uma grande quantidade de números aleatórios independentes para x e y , cobrindo a faixa entre $[-R, +R]$ e verificar, em cada caso, se o ponto (x,y) gerado está ou não na região interior do círculo, segundo a seguinte inequação:

$$x^2 + y^2 \leq R^2 \quad \text{eq. 11-5}$$

É visualmente constatável que a área do círculo será a relação entre o número de pontos (x,y) que estão no interior do círculo e o número de pares (x,y) que estão na região interior do quadrado. Deste modo, a eq. 11-4 pode ser interpretada como:

$$\frac{A_C}{A_Q} = \frac{n^\circ \text{ pares } (x,y) \text{ na região interior do círculo}}{n^\circ \text{ pares } (x,y) \text{ na região interior do quadrado}} = \frac{p}{4} \quad \text{eq. 11-6}$$

Como os valores de x e y estão sempre no intervalo fechado $[-R, +R]$, todos os pontos gerados estão necessariamente no interior do quadrado – ainda que não estejam obrigatoriamente no interior do círculo. A eq. 11-6 pode então ser reescrita como:

$$\frac{A_C}{A_Q} = \frac{n^\circ \text{ pares } (x,y) \text{ na região interior do círculo}}{n^\circ \text{ pares } (x,y) \text{ total gerado}} = \frac{p}{4} \quad \text{eq. 11-7}$$

Assumindo $R = 1$ e usando a função ALEATÓRIO^[18] do Microsoft Excel, foram gerados 10 000 números aleatórios independentes para x e outros 10 000 respectivos números aleatórios para y . O ensaio foi repetido 10 vezes, significando que, no total, foram gerados 100 000 números aleatórios para cada variável da equação.

Os seguintes resultados foram obtidos em cada uma das dez vezes que o ensaio foi repetido:

Tabela 11-1: Valores aproximados obtidos para π

Tentativa	$p = 4 \frac{A_c}{A_o}$
1	3,1120
2	3,1572
3	3,1368
4	3,1476
5	3,1496
6	3,1388
7	3,1160
8	3,1224
9	3,1492
10	3,1612
Média	3,1391

Apesar de existirem vários outros vários algoritmos direcionados para o cálculo do valor de π , de precisão matemática muitíssimo superior, e que também oferecem o benefício de requerer menor esforço computacional, este procedimento de Monte Carlo mostra uma excelente aproximação para o valor de π : o valor de π , aproximado para 4 casas decimais, 3,1416, é apenas 0,08% maior que o valor médio de 3,1391 calculado pelo método de Monte Carlo!

¹⁸ A função ALEATÓRIO() do Microsoft Excel gera números aleatórios entre 0 e 1 com distribuição de probabilidades do tipo uniforme (Lapponi, 1997), daí a razão de o raio R ter sido escolhido como sendo 1.

11.4. Número de números aleatórios

Nesta seção do apêndice trata-se de forma mais aprofundada o método de Monte Carlo, prossegue-se com a análise visando à determinação do número de números aleatórios, inicialmente abordada na seção 2.4.2.1.

Para um dos casos de redução no estoque, previamente visto no capítulo 5, as simulações foram realizadas com a geração de 500, 1 000, 5 000 e 10 000 números aleatórios. A tabela a seguir mostra os valores de média e desvio padrão para os quatro casos de número de números aleatórios:

Tabela 11-2: Comparação do efeito do número de números aleatórios gerados na média e no desvio padrão

Caso	Número de números aleatórios	Estoque Operacional Especificado	
		Média (m ³)	Desvio padrão (m ³)
I	500	242 591	68 156
II	1 000	242 892	68 779
III	5 000	242 789	67 824
IV	10 000	242 263	68 739

A diferença do valor da média entre os casos I e II foi de 0,12% em relação ao caso I. Entre os casos II e III, em relação ao caso II, a diferença entre as médias é de apenas -0,042%. Já entre os casos III e IV a diferença foi de $\approx -0,22\%$.

No caso do desvio padrão as diferenças foram: entre os casos I e II a diferença foi de 0,914%. Entre os casos II e III essa diferença foi para $\approx -1,39\%$. Finalmente, entre os casos III e IV a diferença do desvio padrão foi de $\approx 1,35\%$.

Pode-se concluir dos resultados acima que, em termos práticos, a média esteve fixa na faixa dos 242 mil m³. Em todos os casos o desvio padrão girou na faixa de 28% do valor da média.

Como as variações de média e desvio padrão entre os casos II-III e III-IV foram pequenos, pela análise da tabela precedente conclui-se que a maior geração de números aleatórios entre os casos III e IV não implicou em ganhos significativos na qualidade dos resultados, mas consumiu o dobro do tempo de execução no computador.

Optou-se, assim, por gerar 5 000 números aleatórios para cada variável da eq. 3-11 – um número suficientemente grande para garantir bons resultados na simulação e confortavelmente pequeno para garantir bons tempos e desempenho computacional.